



TUGAS AKHIR – SS141501

**ANALISIS RISIKO *RETURN* SAHAM PERUSAHAAN
ASURANSI MENGGUNAKAN METODE *VALUE AT
RISK* DENGAN PENDEKATAN ARMA-GARCH**

**ENDY NORMACINTHYA DAMAYANTI
NRP 1315 105 030**

**Dosen Pembimbing
Dr.rer.pol. Heri Kuswanto, S.Si., M.Si.**

**PROGRAM STUDI SARJANA
DEPARTEMEN STATISTIKA
FAKULTAS MATEMATIKA DAN ILMU PENGETAHUAN ALAM
INSTITUT TEKNOLOGI SEPULUH NOPEMBER
SURABAYA 2017**



TUGAS AKHIR – SS141501

**ANALISIS RISIKO *RETURN* SAHAM
PERUSAHAAN ASURANSI MENGGUNAKAN
METODE *VALUE AT RISK* DENGAN
PENDEKATAN ARMA-GARCH**

**ENDY NORMACINTHYA DAMAYANTI
NRP 1315 105 030**

**Dosen Pembimbing
Dr.rer.pol. Heri Kuswanto, S.Si., M.Si.**

**PROGRAM STUDI SARJANA
DEPARTEMEN STATISTIKA
FAKULTAS MATEMATIKA DAN ILMU PENGETAHUAN ALAM
INSTITUT TEKNOLOGI SEPULUH NOPEMBER
SURABAYA 2017**



FINAL PROJECT – SS141501

**RISK ANALYSIS FOR STOCK RETURN OF
INSURANCE COMPANY BY USING VALUE AT
RISK METHOD WITH ARMA-GARCH
APPROACH**

**ENDY NORMACINTHYA DAMAYANTI
NRP 1315 105 030**

**Supervisor
Dr. rer. pol. Heri Kuswanto, S.Si., M.Si.**

**UNDERGRADUATE PROGRAMME
DEPARTMENT OF STATISTICS
FACULTY MATHEMATICS AND NATURAL SCIENCES
INSTITUT TEKNOLOGI SEPULUH NOPEMBER
SURABAYA 2017**

LEMBAR PENGESAHAN

ANALISIS RISIKO *RETURN* SAHAM PERUSAHAAN ASURANSI MENGGUNAKAN METODE *VALUE AT RISK* DENGAN PENDEKATAN ARMA-GARCH

TUGAS AKHIR

Diajukan Untuk Memenuhi Salah Satu Syarat
Memperoleh Gelar Sarjana Sains
pada

Program Studi Sarjana Departemen Statistika
Fakultas Matematika dan Ilmu Pengetahuan Alam
Institut Teknologi Sepuluh Nopember

Oleh :

Endy Normacinthya Damayanti
NRP. 1315 105 030

Disetujui oleh Pembimbing:

Dr. rer. pol. Heri Kuswanto, S.Si., M.Si. (

NIP. 19820326 200312 1 004



Mengetahui,
Kepala Departemen


Dr. Suhartono

NIP. 19710929 199512 1 001

SURABAYA, JULI 2017

ANALISIS RISIKO *RETURN* SAHAM PERUSAHAAN ASURANSI MENGGUNAKAN METODE *VALUE AT RISK* DENGAN PENDEKATAN ARMA-GARCH

Nama Mahasiswa : Endy Normacinthya Damayanti
NRP : 1315 105 030
Departemen : Statistika
**Dosen Pembimbing : Dr. rer. pol. Heri Kuswanto, S.Si.,
M.Si.**

Abstrak

Pasar modal Indonesia merupakan salah satu negara tujuan investasi bagi investor di negara-negara maju (developed markets) yang dikenal sebagai emerging market. Perkembangan kondisi perekonomian di Indonesia sendiri dianggap baik bagi para investor untuk menanamkan dana. Saham sektor keuangan menjadi salah satu sektor yang ikut berkembang di sepanjang tahun ini. Tiga dari tujuh saham yang menunjukkan bertumbuh dengan baik adalah PT Asuransi Multi Artha Guna Tbk (AMAG), PT Paninvest Tbk (PNIN), dan PT Lippo General Insurance Tbk (LPGI). Terdapat dua hal penting yaitu tingkat pengembalian atau imbal hasil (return) dan risiko. Komponen lain yang tidak kalah penting adalah volatilitas return saham. Berdasarkan penjelasan diatas, maka dilakukan penelitian untuk menganalisis return saham dan volatilitas ketiga saham. Salah satu metode yang digunakan dalam mengestimasi risiko saham adalah metode VaR (Value at Risk). Untuk mengatasi volatilitas dapat menggunakan ARMA dan GARCH. Dihasilkan bahwa tiga saham perusahaan memberikan nilai rata-rata return yang positif sehingga memberikan keuntungan bagi investor. Saham perusahaan LPGI memiliki potensi risiko yang paling tinggi karena nilai standar deviasi yang tinggi. Model terbaik untuk return saham AMAG adalah ARMA ([7],[7]) dan model GARCH

(1,2). Pada return saham LPGI model terbaik adalah ARMA ([2],[2]) dan GARCH (1,1). Return saham PNIN diperoleh model terbaik ARMA (0,[3]) dan GARCH (1,2). Pada pemodelan Parsimony didapatkan model ARMA (1,0) GARCH (1,1) untuk return saham perusahaan AMAG dan ARMA (0,1) GARCH (1,1) untuk return saham perusahaan LPGI, dan ARMA (1,1) GARCH (1,1) untuk return saham perusahaan PNIN. Pada perhitungan VaR didapatkan investor akan mengalami kerugian maksimum sebesar Rp 47.089.529,- bila menanamkan modal sebesar Rp 1.000.000.000,- di perusahaan AMAG, berlaku pula pada perusahaan LPGI, investor akan mengalami kerugian sebesar Rp 60.018.734,- dan Rp 39.196.540,- di perusahaan PNIN dengan tingkat keyakinan 95%.

Kata Kunci : ARMA-GARCH, Return Saham, Value at Risk

RISK ANALYSIS FOR STOCK RETURN OF INSURANCE COMPANY BY USING VALUE AT RISK METHOD WITH ARMA-GARCH APPROACH

Student Name : Endy Normacinthya Damayanti
NRP : 1315 105 030
Department : Statistics
**Supervisor : Dr. rer. pol. Heri Kuswanto, S.Si.,
M.Si.**

Abstract

Indonesian capital market, one of the investment destination countries for investors in developed countries (developed markets), is known as emerging market. The development of economic conditions in Indonesia is considered good for investors to invest funds. The stocks of financial sector became one of the developing sectors throughout the year. Three of seven stocks that indicate decent growth are PT Asuransi Multi Artha Guna Tbk (AMAG), PT Paninvest Tbk (PNIN), and PT Lippo General Insurance Tbk (LPGI). There are two important things, which are the rates of return and risk. Another important component is the stock return volatility. Based on the explanation above, the research is conducted in order to analyze stock return and volatility of the three stocks. One of methods used in estimating stock risks is the VaR (Value at Risk) method while ARMA and GARCH can be used to overcome volatility. The result shows that the three stock companies gave averagely positive marks of return, which provide benefits to investors. The stock of LPGI company has the highest potential risk due to the high standard deviation value. The best models for AMAG's stock returns are ARMA ([7], [7]) and GARCH (1,2) models. For the stock return of LPGI, the best models are ARMA ([2], [2]) and GARCH (1,1). Stock returns of PNIN obtain the best model of ARMA (0, [3]) and GARCH (1,2).

In Parsimony modeling, ARMA (1,0) GARCH (1,1) models are obtained for company stock returns of AMAG; ARMA (0,1) GARCH (1,1) models are obtained for company stock returns of LPGI; and ARMA (1,1) GARCH (1,1) models are obtained for company stock returns of PNIN company. In the calculation of VaR, investors will encounter maximum loss of Rp 47,089,529, - when they invest Rp 1,000,000,000, - in AMAG company. It also applies in LPGI company, in which investors will encounter maximum loss Rp 60,018,734, - while, in PNIN company, the investors will encounter maximum loss Rp 39,196 .540, - with 95% confidence level.

Keywords : ARMA-GARCH, Stock Return, Value at Risk

KATA PENGANTAR

Puji syukur kehadirat Allah SWT yang telah melimpahkan rahmat dan hidayah-Nya, memberikan kekuatan kepada penulis selama pengerjaan laporan Tugas Akhir ini, dimana Tugas Akhir ini berjudul **“ANALISIS RISIKO PADA *RETURN SAHAM* PERUSAHAAN ASURANSI MENGGUNAKAN METODE *VALUE AT RISK* DENGAN PENDEKATAN ARMA-GARCH”**. Selama proses penyusunan Tugas Akhir ini, penulis banyak mendapat pengarahan, bimbingan dan saran yang bermanfaat dari berbagai pihak. Makadari itu penulis dalam kesempatan ini mengucapkan banyak terimakasih kepada :

1. Dr. rer. pol. Heri Kuswanto, S.Si., M.Si, selaku dosen pembimbing yang selama ini telah memberikan motivasi, informasi, dan meluangkan waktu dalam membimbing penulis selama proses pengerjaan laporan Tugas Akhir
2. Dr. Suhartono dan Imam Safawi M.Si, selaku dosen penguji yang telah memberikan kritik dan saran yang membangun dalam penyelesaian Tugas Akhir
3. Dr. Suhartono selaku Kepala Departemen Statistika dan Dr. Sutikno, M.Si, selaku Ketua Program Studi Sarjana yang telah memberikan bantuan selama perkuliahan
4. Shofi Andari, S.Stat., M.Si, selaku dosen wali yang selalu memberikan dukungan, motivasi, ilmu, dan membagi pengalamannya kepada penulis
5. Departemen Statistika ITS beserta seluruh dosen Statistika ITS yang telah memberikan ilmu-ilmu yang bermanfaat serta segenap karyawan Jurusan Statistika ITS yang melayani mahasiswa dengan sabar
6. Kedua orang tua tercinta, Ayah dan Mama, yang sudah menjadi orang tua terbaik yang banyak memberikan dukungan serta doa untuk kelancaran dan kesuksesan penulis, serta Mas Endi, Mbak Elly, dan Hafizh Nur Fayzan

yang selalu menyemangati penulis untuk mengerjakan Tugas Akhir

7. Teman-teman DIII Statistika angkatan 2012 dan Lintas Jalur Statistika angkatan 2015 yang senantiasa memberikan semangat dan doa sehingga Tugas Akhir ini dapat terselesaikan
8. Pihak-pihak yang sudah banyak membantu penulis dalam proses pengerjaan laporan Tugas Akhir ini, yang tidak dapat penulis sebutkan satu per satu.

Penulis menyadari bahwa laporan ini masih jauh dari kesempurnaan, untuk itu penulis menerima segala macam bentuk saran dan kritik yang diberikan untuk perbaikan laporan Tugas Akhir ini. Terakhir, penulis berharap semoga laporan ini dapat memberikan banyak manfaat untuk pembaca.

Surabaya, Juli 2017

Penulis

DAFTAR ISI

	Halaman
HALAMAN JUDUL	i
LEMBAR PENGESAHAN	iii
ABSTRAK	v
ABSTRACT	vii
KATA PENGANTAR	ix
DAFTAR ISI	xi
DAFTAR TABEL	xiii
DAFTAR GAMBAR	xv
DAFTAR LAMPIRAN	xvii
 BAB I PENDAHULUAN	
1.1 Latar Belakang.....	1
1.2 Rumusan Masalah	3
1.3 Tujuan Penelitian.....	4
1.4 Manfaat Penelitian.....	4
1.5 Batasan Masalah.....	4
 BAB II TINJAUAN PUSTAKA	
2.1 <i>Return</i> dan Risiko Saham	5
2.2 Uji <i>Augmented Dickey Fuller</i>	5
2.3 Proses ARMA.....	6
2.4 <i>Generalized Autoregressive Conditional</i> <i>Heteroskedasticity (GARCH)</i>	11
2.5 <i>Value at Risk (VaR)</i>	13
 BAB III METODOLOGI PENELITIAN	
3.1 Sumber Data	15
3.2 Variabel Penelitian	15
3.3 Langkah Analisis	16
3.4 <i>Flowchart</i>	17
 BAB IV ANALISIS DAN PEMBAHASAN	
4.1 Karakteristik Saham Perusahaan Sektor Asuransi.....	21
4.2 Pemodelan <i>Return</i> Saham dengan ARMA-GARCH....	23
4.2.1 ARMA <i>Return</i> Saham AMAG	23
4.2.2 GARCH <i>Return</i> Saham AMAG	30

4.2.3	ARMA <i>Return</i> Saham LPGI	33
4.2.4	GARCH <i>Return</i> Saham LPGI	37
4.2.5	ARMA <i>Return</i> Saham PNIN	39
4.2.6	GARCH <i>Return</i> Saham PNIN	43
4.3	Pemodelan <i>Parsimony Return</i> Saham dengan ARMA-GARCH.....	45
4.3.1	Model <i>Parsimony</i> ARMA <i>Return</i> Saham AMAG.....	45
4.3.2	Model <i>Parsimony</i> GARCH <i>Return</i> Saham AMAG.....	48
4.3.3	Model <i>Parsimony</i> ARMA <i>Return</i> Saham LPGI	50
4.3.4	Model <i>Parsimony</i> GARCH <i>Return</i> Saham LPGI	53
4.3.5	Model <i>Parsimony</i> ARMA <i>Return</i> Saham PNIN.....	55
4.3.6	Model <i>Parsimony</i> GARCH <i>Return</i> Saham PNIN.....	58
4.4	Perhitungan <i>Value at Risk</i> dengan Pendekatan ARMA-GARCH.....	59
4.4.1	<i>Value at Risk</i> Perusahaan AMAG	60
4.4.2	<i>Value at Risk</i> Perusahaan LPGI.....	60
4.4.3	<i>Value at Risk</i> Perusahaan PNIN	61
BAB V PENUTUP		
5.1	Kesimpulan.....	63
5.2	Saran.....	64
DAFTAR PUSTAKA		65
LAMPIRAN		67
BIODATA PENULIS		95

DAFTAR TABEL

	Halaman
Tabel 2.1 Kriteria ACF dan PACF pada Model ARIMA	7
Tabel 3.1 Struktur Data <i>Return</i> Saham	15
Tabel 3.2 Struktur Data <i>Return</i> Saham (Lanjutan)	16
Tabel 4.1 Statistika Deskriptif <i>Return</i> Saham.....	22
Tabel 4.2 Pengujian Distribusi Normal <i>Return</i> Saham	23
Tabel 4.3 Hasil <i>Augmented Dickey Fuller</i>	24
Tabel 4.4 Estimasi dan Signifikansi Model ARMA	25
Tabel 4.5 Uji Asumsi Residual <i>White Noise</i>	27
Tabel 4.6 Uji Asumsi Residual Distribusi Normal	29
Tabel 4.7 Pemilihan Model Terbaik	30
Tabel 4.8 Uji LM Residual ARMA	31
Tabel 4.9 Estimasi dan Signifikansi Model GARCH	32
Tabel 4.10 Pemilihan Model Terbaik	32
Tabel 4.11 Hasil <i>Augmented Dickey Fuller</i>	33
Tabel 4.12 Estimasi dan Signifikansi Model ARMA	34
Tabel 4.13 Uji Asumsi Residual <i>White Noise</i>	35
Tabel 4.14 Uji Asumsi Residual <i>White Noise</i> (Lanjutan).....	36
Tabel 4.15 Uji Asumsi Residual Distribusi Normal	36
Tabel 4.16 Pemilihan Model Terbaik	37
Tabel 4.17 Uji LM Residual ARMA	38
Tabel 4.18 Estimasi dan Signifikansi Model GARCH	39
Tabel 4.19 Hasil <i>Augmented Dickey Fuller</i>	39
Tabel 4.20 Estimasi dan Signifikansi Model ARMA	40
Tabel 4.21 Estimasi dan Signifikansi Model ARMA (Lanjutan) ..	41
Tabel 4.22 Uji Asumsi Residual <i>White Noise</i>	41
Tabel 4.23 Uji Asumsi Residual <i>White Noise</i> (Lanjutan).....	42
Tabel 4.24 Uji Asumsi Residual Distribusi Normal	42
Tabel 4.25 Pemilihan Model Terbaik	43
Tabel 4.26 Uji LM Residual ARMA	43
Tabel 4.27 Uji LM Residual ARMA (Lanjutan)	44
Tabel 4.28 Estimasi dan Signifikansi Model GARCH	45
Tabel 4.29 Pemilihan Model Terbaik	45
Tabel 4.30 Estimasi dan Signifikansi Model <i>Parsimony</i> ARMA ..	46
Tabel 4.31 Uji Asumsi Residual <i>White Noise</i>	47

Tabel 4.32	Uji Asumsi Residual Distribusi Normal	47
Tabel 4.33	Pemilihan Model Terbaik	48
Tabel 4.34	Uji LM Residual ARMA (1,0).....	48
Tabel 4.35	Estimasi dan Signifikansi Model GARCH	49
Tabel 4.36	Estimasi dan Signifikansi Model <i>Parsimony</i> ARMA..	51
Tabel 4.37	Uji Asumsi Residual <i>White Noise</i>	52
Tabel 4.38	Uji Asumsi Residual Distribusi Normal	52
Tabel 4.39	Pemilihan Model Terbaik	53
Tabel 4.40	Uji LM Residual ARMA (0,1).....	53
Tabel 4.41	Estimasi dan Signifikansi Model GARCH	54
Tabel 4.42	Estimasi dan Signifikansi Model <i>Parsimony</i> ARMA..	56
Tabel 4.43	Uji Asumsi Residual <i>White Noise</i>	56
Tabel 4.44	Uji Asumsi Residual Distribusi Normal	57
Tabel 4.45	Pemilihan Model Terbaik	57
Tabel 4.46	Uji LM Residual ARMA (1,1).....	58
Tabel 4.47	Estimasi dan Signifikansi Model GARCH	59
Tabel 4.48	Uji Asumsi Residual Distribusi Normal	60
Tabel 4.49	Estimasi Risiko AMAG dengan VaR Pendekatan ARMA-GARCH	60
Tabel 4.50	Estimasi Risiko LPGI dengan VaR Pendekatan ARMA-GARCH	61
Tabel 4.51	Estimasi Risiko PNIN dengan VaR Pendekatan ARMA-GARCH	61

DAFTAR GAMBAR

	Halaman
Gambar 3.1 Diagram Alir	17
Gambar 3.2 Diagram Alir (Lanjutan)	18
Gambar 3.3 Diagram Alir (Lanjutan)	19
Gambar 4.1 <i>Time Series Plot</i> Harga Saham Close AMAG, LPGI, dan PNIN	21
Gambar 4.2 <i>Time Series Plot Return</i> Saham AMAG, LPGI, dan PNIN	22
Gambar 4.3 Plot ACF dan PACF <i>return</i> saham AMAG	24
Gambar 4.4 Probabilitas Distribusi t dengan $df = 1776$	26
Gambar 4.5 Probabilitas Distribusi Chi-Square dengan $df = 5$..	28
Gambar 4.6 Probabilitas Distribusi Normal <i>Kolmogorov</i> <i>Smirnov</i>	29
Gambar 4.7 Plot ACF dan PACF residual kuadrat <i>return</i> saham AMAG	31
Gambar 4.8 Plot ACF dan PACF <i>return</i> saham LPGI	33
Gambar 4.9 Plot ACF dan PACF residual kuadrat <i>return</i> saham LPGI	38
Gambar 4.10 Plot ACF dan PACF <i>return</i> saham PNIN	40
Gambar 4.11 Plot ACF dan PACF residual kuadrat <i>return</i> saham PNIN	44
Gambar 4.12 Plot ACF dan PACF <i>return</i> saham AMAG	46
Gambar 4.13 Plot ACF dan PACF residual kuadrat <i>return</i> saham AMAG	49
Gambar 4.14 Plot ACF dan PACF <i>return</i> saham LPGI	50
Gambar 4.15 Plot ACF dan PACF residual kuadrat <i>return</i> saham LPGI	54
Gambar 4.16 Plot ACF dan PACF <i>return</i> saham PNIN	55
Gambar 4.17 Plot ACF dan PACF residual kuadrat <i>return</i> saham PNIN	58

Halaman ini sengaja dikosongkan

DAFTAR LAMPIRAN

	Halaman
Lampiran 1. Data Harga Penutupan Saham	67
Lampiran 2. Data <i>Return</i> Saham	68
Lampiran 3. Syntax SAS ARMA ([7],[7]) Saham AMAG (<i>Outsample</i>)	69
Lampiran 4. Syntax SAS ARMA ([7],[7]) GARCH (2,1) Saham AMAG	70
Lampiran 5. Syntax SAS ARMA ([2],[2]) Saham LPGI (<i>Outsample</i>)	71
Lampiran 6. Syntax SAS ARMA ([2],[2]) GARCH (1,1) Saham LPGI.....	72
Lampiran 7. Syntax SAS ARMA (0,[3]) Saham PNIN (<i>Outsample</i>)	73
Lampiran 8. Syntax SAS ARMA (0,[3]) GARCH (2,1) Saham PNIN	74
Lampiran 9. <i>Output</i> ARMA ([7],[7]) Saham AMAG (<i>Outsample</i>)	75
Lampiran 10. <i>Output</i> ARMA ([7],[7]) GARCH (2,1) Saham AMAG	76
Lampiran 11. <i>Output</i> ARMA ([2],[2]) Saham LPGI (<i>Outsample</i>)	77
Lampiran 12. <i>Output</i> ARMA ([2],[2]) GARCH (1,1) Saham LPGI.....	78
Lampiran 13. <i>Output</i> ARMA (0,[3]) Saham PNIN (<i>Outsample</i>)	79
Lampiran 14. <i>Output</i> ARMA (0,[3]) GARCH (2,1) Saham PNIN	80
Lampiran 15. Syntax SAS ARMA (1,0) Saham AMAG (<i>Outsample</i>)	81
Lampiran 16. Syntax SAS ARMA (1,0) GARCH (1,1) Saham AMAG	82
Lampiran 17. Syntax SAS ARMA (0,1) Saham LPGI (<i>Outsample</i>)	83
Lampiran 18. Syntax SAS ARMA (0,1) GARCH (1,1) Saham LPGI.....	84

Lampiran 19.	Syntax SAS ARMA (1,1) Saham PNIN (<i>Outsample</i>)	85
Lampiran 20.	Syntax SAS ARMA (1,1) GARCH (1,1) Saham PNIN	86
Lampiran 21.	<i>Output Model Parcimony</i> ARMA (1,0) GARCH (1,1) Saham AMAG.....	87
Lampiran 22.	<i>Output Model Parcimony</i> ARMA (1,0) GARCH (1,1) Saham AMAG (Lanjutan)	88
Lampiran 23.	<i>Output Model Parcimony</i> ARMA (0,1) GARCH (1,1) Saham LPGI.....	89
Lampiran 24.	<i>Output Model Parcimony</i> ARMA (0,1) GARCH (1,1) Saham LPGI (Lanjutan)	90
Lampiran 25.	<i>Output Model Parcimony</i> ARMA (1,1) GARCH (1,1) Saham PNIN.....	91
Lampiran 26.	<i>Output Model Parcimony</i> ARMA (1,1) GARCH (1,1) Saham PNIN (Lanjutan).....	92
Lampiran 27.	Surat Pernyataan Pengambilan Data.....	93

BAB I

PENDAHULUAN

1.1 Latar Belakang

Pasar modal Indonesia merupakan salah satu negara tujuan investasi bagi investor di negara-negara maju (*developed markets*) yang dikenal sebagai *emerging market*. Mengingat pasar modal di negara-negara yang termasuk *emerging market*, memberikan *risk premium* yang lebih tinggi daripada negara-negara yang termasuk dalam *developed market* sehingga dapat memberikan *expected return* yang lebih tinggi pula. Perkembangan kondisi perekonomian di Indonesia sendiri dianggap baik bagi para investor untuk menanamkan dana. Sejak keberadaan pasar modal Indonesia yang terus membaik, peranan investor asing terus meningkat, baik dari segi dana yang masuk maupun dari pelakunya. Namun tidak sedikit pula terjadi penurunan dalam keberadaan pasar modal Indonesia. Ada banyak faktor yang mempengaruhi minat investasi di suatu negara antara lain faktor keamanan, stabilitas sosial dan politik, dan sebagainya (Chandra, 2010).

Salah satu contoh keberadaan pasar modal Indonesia yang terus membaik adalah PT Aneka Tambang Tbk (ANTM). Detik Finance (03 Oktober 2016) menyatakan bahwa perusahaan ini menjadi emiten dengan kinerja terbaik atau IDX Best Blue yang mencatatkan pertumbuhan kinerja terbaik selama setahun terakhir di BEI. Pertumbuhan kinerja tersebut dapat terlihat dari transaksi yang sangat aktif, memiliki pertumbuhan harga saham yang signifikan, dan memiliki fundamental yang sehat (Simorangkir, 2016). Selain keberadaan saham sektor pertambangan yang membaik di keberadaan pasar modal Indonesia, saham sektor keuangan juga menjadi salah satu sektor yang ikut berkembang di sepanjang tahun ini. Pertumbuhannya mencapai 7,76 persen. Di antara saham-saham yang mengisi sektor keuangan tersebut, beberapa saham asuransi mempunyai performa yang cukup baik. Sebagian besar saham perusahaan yang tercatat di Bursa Efek Indonesia (BEI) bergerak positif tahun ini. Setidaknya ada 7 perusahaan yang sahamnya bertumbuh baik. Tiga dari tujuh saham yang menunjukkan bertumbuh dengan baik adalah PT Asuransi Multi Artha Guna Tbk

(AMAG), PT Paninvest Tbk (PNIN), dan PT Lippo General Insurance Tbk (LPGI). Saham AMAG meningkat 30,48 persen dari posisi akhir 2016 Rp 374 menjadi Rp 488. Pergerakan ini membawa saham induknya yaitu PT Paninvest Tbk (PNIN) ikut bergerak dengan catatan tumbuh 19,01 persen dari Rp 605 menjadi Rp 720. Sedangkan PT Lippo General Insurance Tbk (LPGI) meningkat sebesar 5,56 persen dari posisi akhir 2016 Rp 5400 menjadi Rp 5700 (Almawadi, 2017).

Berdasarkan kondisi ketiga saham asuransi yang terpaparkan sehingga dalam berinvestasi khususnya pada saham, terdapat dua hal penting yaitu tingkat pengembalian atau imbal hasil (*return*) dan risiko. Investor pada umumnya menginginkan *return* yang maksimum dengan risiko yang minimum. Komponen lain yang tidak kalah penting adalah volatilitas *return* saham. Volatilitas berarti *conditional variance* (varians dinamik) dari sebuah asset. Volatilitas ini digunakan dalam memprediksi risiko. Prediksi volatilitas memiliki pengaruh yang penting dalam pengambilan keputusan investasi. Misal, jika diprediksi volatilitas tinggi maka investor akan meninggalkan pasar atau menjual asset guna meminimalkan risiko. Oleh karena itu, perlu dilakukan pemodelan volatilitas (Nastiti, 2012).

Berdasarkan penjelasan diatas, maka dilakukan penelitian untuk menganalisis *return* saham dan volatilitas ketiga saham yang bergerak di bidang asuransi. Perusahaan-perusahaan tersebut merupakan perusahaan yang terdaftar di Bursa Efek Indonesia, yakni PT. Asuransi Multi Artha Guna Tbk (AMAG), PT Lippo General Insurance (LPGI), dan PT Paninvest Tbk (PNIN). Salah satu metode yang sering digunakan dalam mengestimasi risiko saham adalah metode VaR (*Value at Risk*). Metode VaR merupakan metode pengukuran risiko yang memiliki konsep berpikir sederhana yang digunakan untuk mengukur keuangan perusahaan. Salah satu pendekatan yang terdapat pada VaR adalah *mean variance*, namun pendekatan ini kurang cocok apabila data yang digunakan memiliki volatilitas tinggi. Sehingga untuk mengatasi volatilitas tersebut dapat menggunakan *Generalized Autoregressive Conditional Heteroskedasticity* (GARCH). Dilibatkan adanya pengaruh waktu dalam pengukuran nilai risiko, maka pemodelan akan dilakukan dengan menggunakan pendekatan *Autoregressive*

Moving Average (ARMA). Pendekatan model GARCH dan model *Black-Sholes* pernah dilakukan oleh Heston dan Nandi (2000) pada data index S&P500 saham *closed* yang menghasilkan bahwa model GARCH tetap unggul meskipun parameter model tersebut konstan dan volatilitas tersaring dari index saham *closed* sementara pada model *Black-Sholes* diperbarui setiap periodenya. Selain itu, Engle dan Sokalska (2012) meramalkan volatilitas di pasar ekuitas AS dengan *Multiplicative Component* GARCH. Didapatkan model baru untuk memperoleh beberapa hasil peramalan dengan memperkirakan model dan mempertimbangkan kriteria lain untuk dikelompokkan kembali. Model dinamis untuk volatilitas dan *heavy tails* dengan aplikasi *financial* dan *economic time series* pernah dilakukan oleh Harvey (2014). Di Indonesia, pendekatan ARCH-GARCH dilakukan oleh Burhani, Fariyanti, dan Jahroh (2013) pada harga daging sapi potong dan daging ayam broiler di Indonesia. Estimasi VaR pernah dilakukan oleh Tarigan (2015) pada portofolio saham yang tergabung dalam Indeks LQ45 menggunakan metode Copula GARCH.

1.2 Rumusan Masalah

Pengelolaan risiko untuk investor sangatlah penting untuk menghindari terjadinya kerugian yang besar pada kegiatan investasi. Investasi yang merupakan penanaman modal untuk mendapatkan *return* sebesar-besarnya di masa depan. Semakin tinggi *return* yang diharapkan, maka tingkat risiko yang dihadapi juga semakin besar. Salah satu metode yang dapat digunakan untuk mengukur risiko pada data *time series* adalah metode VaR dengan pendekatan ARMA-GARCH. Dalam penelitian ini dilakukan perhitungan nilai risiko yang didasarkan pada data *return* saham di PT. Asuransi Multi Artha Guna Tbk (AMAG), PT Lippo General Insurance (LPGI), dan PT Paninvest Tbk (PNIN).

1.3 Tujuan Penelitian

Rumusan masalah yang telah ditentukan menghasilkan tujuan sebagai berikut.

1. Mendeskripsikan karakteristik *return* saham di PT. Asuransi Multi Artha Guna Tbk (AMAG), PT Lippo General Insurance (LPGI), dan PT Paninvest Tbk (PNIN).
2. Mendapatkan model terbaik dari *return* saham PT. Asuransi Multi Artha Guna Tbk (AMAG), PT Lippo General Insurance (LPGI), dan PT Paninvest Tbk (PNIN) dengan menggunakan ARMA-GARCH
3. Mendapatkan nilai estimasi risiko saham di PT. Asuransi Multi Artha Guna Tbk (AMAG), PT Lippo General Insurance (LPGI), dan PT Paninvest Tbk (PNIN) menggunakan metode VaR dengan pendekatan ARMA-GARCH.

1.4 Manfaat

Manfaat yang diperoleh dari hasil penelitian ini adalah dapat memberikan tambahan informasi kepada para investor sebagai bahan pertimbangan dalam melakukan investasi dan hasil penelitian dapat digunakan sebagai bahan referensi untuk penelitian selanjutnya.

1.5 Batasan Masalah

Batasan Masalah dalam penelitian ini adalah hanya menggunakan tiga dari tujuh data *return* saham sektor asuransi yang terdaftar di Bursa Efek Indonesia (BEI) yaitu PT. Asuransi Multi Artha Guna Tbk (AMAG), PT Lippo General Insurance (LPGI), dan PT Paninvest Tbk (PNIN).

BAB II TINJAUAN PUSTAKA

Tinjauan statistik yang digunakan dalam riset ini adalah metode *return* dan risiko saham, uji *Augmented Dickey Fuller*, Proses ARMA, GARCH, dan *Value at Risk*.

2.1 *Return dan Risiko Saham*

Saham adalah surat berharga yang menunjukkan kepemilikan perusahaan sehingga pemegang saham memiliki klaim atas dividen atau distribusi lain yang dilakukan perusahaan kepada pemegang saham lainnya. Invesatasi dengan membeli saham suatu perusahaan, berarti investor telah menginvestasikan dana dengan harapan akan mendapatkan keuntungan dari penjualan kembali saham tersebut. Data saham umumnya memiliki volatilitas yang tinggi. Pada dasarnya volatilitas atau gejolak pasar memiliki peranan pada *return* investasi. *Return* adalah keuntungan-keuntungan yang diperoleh perusahaan, individu, ataupun institusi lain berdasarkan hasil investasi yang dilakukannya. Nilai *return* saham dapat dihitung menggunakan rumus (Wei, 2006)

$$R_t = \frac{P_t - P_{t-1}}{P_{t-1}} \quad (2.1)$$

dengan R_t adalah nilai *return* pada waktu ke- t , P_t adalah harga saham pada waktu ke- t dan P_{t-1} adalah harga saham pada waktu ke- $(t-1)$. Risiko merupakan perbedaan antara *return* aktual yang diterima dengan *return* yang diharapkan.

2.2 *Uji Augmented Dickey Fuller*

Augmented Dickey Fuller (ADF) merupakan salah satu pengujian statistik yang digunakan untuk menguji kestasioneran data dalam *mean*. Sebelum dikembangkan ADF, uji *Dickey Fuller* telah lebih dahulu untuk digunakan. Uji *Dickey Fuller* menggunakan asumsi tidak adanya korelasi antar residual, dalam kenyataannya sangat dimungkinkan untuk terjadi korelasi antar residual terlebih dahulu un-

tuk data deret waktu (*time series*). Uji ADF gunanya untuk mengakomodasi terjadinya korelasi pada residual dengan menambahkan *lag-lag* dari variabel dependen Z_t . Secara spesifik, uji ADF mengikuti estimasi regresi berikut (Gujarati, 2004).

$$\Delta Z_t = \beta_1 + \beta_2 t + \delta Z_{t-1} + \sum_{j=1}^p \alpha_j \Delta Z_{t-j} + \varepsilon_t \quad (2.2)$$

Uji ADF memiliki hipotesis sebagai berikut.

$H_0 : \delta = 0$ (data tidak stasioner)

$H_1 : \delta < 0$ (data stasioner)

Statistik uji :

$$T = \frac{\hat{\delta}}{SE(\hat{\delta})} \quad (2.3)$$

H_0 ditolak jika nilai T lebih kecil dari titik kritis T^* pada tabel *Dickey Fuller* dan menunjukkan bahwa data telah stasioner dalam *mean*.

2.3 Proses ARMA

Proses ARMA merupakan gabungan dari dua proses yaitu *Autoregressive* (AR) dan *Moving Average* (MA). Proses AR menggambarkan dimana kondisi Z_t yang dipengaruhi oleh kondisi-kondisi sebelumnya dan diikuti a_t yang bersifat *white noise*. Proses AR dengan orde p dinotasikan dengan $AR(p)$ dan memiliki model matematis sebagai berikut (Wei, 2006).

$$Z_t = \mu + \phi_1 Z_{t-1} + \phi_2 Z_{t-2} + \dots + \phi_p Z_{t-p} + a_t \quad (2.4)$$

Proses MA merupakan suatu proses yang menunjukkan bahwa nilai estimasi variabel \hat{Z}_t dipengaruhi oleh kesalahan pada saat a_t dan kesalahan-kesalahan sebelumnya. Proses MA dengan orde q dinotasikan dengan $MA(q)$ dengan model umum sebagai berikut.

$$Z_t = \mu + a_t - \theta_1 a_{t-1} - \theta_2 a_{t-2} - \dots - \theta_q a_{t-q} \quad (2.5)$$

Sehingga bentuk fungsi model ARMA pada orde p dan q adalah sebagai berikut.

$$Z_t = \mu + \phi_1 Z_{t-1} + \phi_2 Z_{t-2} + \dots + \phi_p Z_{t-p} + a_t - \theta_1 a_{t-1} - \theta_2 a_{t-2} - \dots - \theta_q a_{t-q} \quad (2.6)$$

2.3.1 Identifikasi Model ARMA

Identifikasi model ARMA dapat dilakukan dengan memeriksa plot *Autocorrelation Function* (ACF) dan *Partial Autocorrelation Function* (PACF). ACF merupakan fungsi yang digunakan untuk mengukur *autocorrelation* antara Z_t dengan Z_{t-k} yang dinotasikan dengan ρ_k , dimana k adalah lag dari waktu. Persamaan ACF adalah sebagai berikut (Wei, 2006).

$$\hat{\rho}_k = \frac{\sum_{t=k+1}^n (Z_t - \bar{Z})(Z_{t-k} - \bar{Z})}{\sum_{t=1}^n (Z_t - \bar{Z})^2} \quad (2.7)$$

dengan $\bar{Z} = \frac{1}{n} \sum_{t=1}^n Z_t$

PACF merupakan fungsi yang digunakan untuk menunjukkan korelasi antara Z_t dengan Z_{t-k} dimana pengaruh dari $Z_{t-1}, Z_{t-2}, \dots, Z_{t-k+1}$ sudah dihilangkan. Fungsi sampel PACF dinotasikan dengan ϕ_{kk} . Persamaan PACF adalah sebagai berikut (Wei, 2006).

$$\begin{aligned} \rho_k &= \text{corr}(Z_t, Z_{t-k} | Z_{t+1}, \dots, Z_{t-k+1}), \\ &= \frac{\text{cov}[(Z_t - \hat{Z}_t)(Z_{t-k} - \hat{Z}_{t-k})]}{\sqrt{\text{var}(Z_t - \hat{Z}_t)} \sqrt{\text{var}(Z_{t-k} - \hat{Z}_{t-k})}} \end{aligned} \quad (2.8)$$

Identifikasi model ARMA dapat secara langsung dilakukan dengan melihat kondisi lag pada plot ACF dan PACF. Pada tabel 2.1 merupakan cara identifikasi model ARMA dengan melihat pola ACF dan PACF *plot* secara teoritis (Bowerman & O'Connell, 1993).

Tabel 2.1 Kriteria ACF dan PACF pada Model ARIMA

Proses	ACF	PACF
AR (p)	<i>Turun cepat secara eksponensial (Dies down)</i>	<i>Cut off</i> setelah lag ke- p
MA (q)	<i>Cut off</i> setelah lag ke- q	<i>Turun cepat secara eksponensial (Dies down)</i>
ARMA (p, q)	<i>Turun cepat secara eksponensial</i>	<i>Turun cepat secara eksponensial</i>

2.3.2 Penaksiran Parameter (*Conditional Least Square*)

Setelah menetapkan model sementara, langkah selanjutnya

adalah menaksir parameter model yang terbentuk. Terdapat beberapa metode yang digunakan dalam menaksir parameter, antara lain metode Momen, *Maximum Likelihood Estimation* (MLE), *Nonlinear Estimation* dan *Least Square* (Wei, 2006).

Metode penaksiran parameter yang biasa digunakan adalah metode *Conditional Least Square* (CLS). Metode ini dilakukan dengan cara mencari nilai parameter yang meminimumkan jumlah kuadrat *error*/SSE (Cryer & Chan, 2008). Misalkan untuk model AR(1), maka *least square estimation* sebagai berikut.

$$S(\phi_1, \mu) = \sum_{t=2}^n a_t^2 = \sum_{t=2}^n [(Z_t - \mu) - \phi_1(Z_{t-1} - \mu)]^2 \quad (2.9)$$

Berdasarkan metode *least square*, taksiran ϕ_1 dan μ dilakukan dengan meminimumkan $S(\phi_1, \mu)$. Oleh karena itu, perlu dilakukan *differential* terhadap ϕ_1 dan μ kemudian disamakan dengan nol. Berikut ini merupakan operasi turunan terhadap μ .

$$\frac{\partial S}{\partial \mu} = \sum_{t=2}^n 2[(Z_t - \mu) - \phi_1(Z_{t-1} - \mu)](-1 + \phi_1) = 0 \quad (2.10)$$

Sehingga taksiran parameter μ untuk model AR(1) adalah sebagai berikut.

$$\mu = \frac{1}{(n-1)(1-\phi_1)} [\sum_{t=2}^n Z_t - \phi_1 \sum_{t=2}^n Z_{t-1}] \quad (2.11)$$

Sedangkan untuk n yang sangat besar, maka persamaannya adalah sebagai berikut.

$$\frac{1}{n-1} \sum_{t=2}^n Z_t \approx \frac{1}{n-1} \sum_{t=2}^n Z_{t-1} \approx \bar{Z} \quad (2.12)$$

Selanjutnya dapat disederhanakan menjadi berikut.

$$\hat{\mu} \approx \frac{1}{(1-\phi_1)} (\bar{Z} - \phi_1 \bar{Z}) = \bar{Z} \quad (2.13)$$

Kemudian untuk parameter ϕ_1 dengan cara yang sama didapatkan operasi turunan sebagai berikut.

$$\frac{\partial S(\phi_1, \bar{Z})}{\partial \phi_1} = \sum_{t=2}^n 2[(Z_t - \bar{Z}) - \phi_1(Z_{t-1} - \bar{Z})](Z_{t-1} - \bar{Z}) = 0 \quad (2.14)$$

Sehingga taksiran parameter ϕ_1 untuk model AR(1) adalah sebagai berikut.

$$\hat{\phi} = \frac{\sum_{t=2}^n (Z_t - \bar{Z})(Z_{t-1} - \bar{Z})}{\sum_{t=2}^n (Z_{t-1} - \bar{Z})^2} \quad (2.15)$$

2.3.3 Uji Signifkansi Parameter ARMA

Pengujian parameter dilakukan dengan bertujuan untuk menentukan apakah parameter model sudah layak masuk kedalam model. Uji kesignifikanan parameter dapat dilakukan sebagai berikut (Bowerman & O'Connell, 1993).

Hipotesis :

$H_0 : \phi_j = 0$ (parameter tidak signifikan)

$H_1 : \phi_j \neq 0$ (parameter signifikan), dengan $j = 1, 2, 3, \dots, p$

Statistik Uji :

$$t_{hitung} = \frac{\hat{\phi}_j}{SE(\hat{\phi}_j)} \quad (2.16)$$

H_0 ditolak jika $P\text{-value}$ kurang dari α atau $|t_{hitung}|$ lebih besar $t_{1-\frac{\alpha}{2}, n-n_p}$ dengan $n_p =$ banyaknya parameter.

2.3.4 Diagnosa Model

Cek diagnosa model digunakan untuk memilih model ARMA yang terbaik. Model yang sesuai apabila memenuhi asumsi syarat *white noise* dan berdistribusi normal. Pengujian dengan uji Ljung-Box dilakukan untuk memenuhi syarat *white noise* dan pengujian dengan Kolmogorov Smirnov untuk memenuhi syarat distribusi normal.

a. Uji Asumsi *White Noise*

Residual yang *white noise* (residual independen dan identik) harus berupa variabel random. Uji yang digunakan untuk asumsi *white noise* adalah uji Ljung-Box (Wei, 2006). Dimana uji ini bertujuan untuk menguji residual memenuhi asumsi *white noise* digunakan uji sebagai berikut.

Hipotesis :

$H_0 : \rho_1 = \rho_2 = \dots = \rho_K$ (residual memenuhi asumsi *white noise*)

$H_1 : \text{minimal ada satu } \rho_k \neq 0, \text{ untuk } k=1, 2, \dots, K \text{ (residual tidak memenuhi asumsi } \textit{white noise})$

Statistik uji :

$$Q = n(n+2) \sum_{k=1}^K (n-k)^{-1} \hat{\rho}_k^2 \quad (2.17)$$

dimana, $\hat{\rho}_k$ adalah taksiran autokorelasi residual lag k

H_0 ditolak jika Q lebih besar $\chi^2_{\alpha, K-p-q}$, dimana nilai p dan q adalah orde dari ARMA (p, q).

b. Uji Asumsi Residual Distribusi Normal

Uji *Kolmogorov Smirnov* (Daniel, 1989) digunakan untuk mengetahui bahwa residual data memenuhi asumsi distribusi normal. Berikut adalah pengujian asumsi residual berdistribusi normal.

Hipotesis :

$H_0 : F(x) = F_0(x)$ (residual berdistribusi normal)

$H_1 : F(x) \neq F_0(x)$ (residual tidak berdistribusi normal)

Statistik uji :

$$D = \sup |S(x) - F_0(x)| \quad (2.18)$$

dimana,

$S(x)$ = fungsi peluang kumulatif yang dihitung dari data sampel.

$F_0(x)$ = fungsi peluang kumulatif distribusi yang dihipotesiskan.

$F(x)$ = fungsi distribusi yang belum diketahui

\sup = nilai *supermum* semua x dari $|S(x) - F_0(x)|$

H_0 ditolak jika D_{hitung} lebih besar $D_{(1-\alpha, n)}$ atau P -value kurang dari α .

2.3.5 Kriteria Keباikan Model

Pemilihan model terbaik atau seleksi model dilakukan jika terdapat lebih dari satu model *time series* yang layak dipakai yaitu dengan menggunakan dua pendekatan diantaranya pendekatan *In Sample* dan pendekatan *Out Sample*. Pendekatan *In Sample* dapat dilakukan berdasarkan nilai *Akaike's Information Criterion* (AIC) dan *Scwartz's Bayesian Criterion* (SBC). AIC adalah suatu kriteria pemilihan model terbaik dengan mempertimbangkan banyaknya parameter dalam model. SBC adalah pemilihan model terbaik dengan mengikuti kriteria Bayesian. Nilai AIC dan SBC yang semakin kecil, maka kemungkinan suatu model tersebut dipilih semakin besar (Wei, 2006). Nilai AIC dan SBC dapat dihitung dengan rumus

$$AIC(M) = n \ln \hat{\sigma}_\alpha^2 + 2M \quad (2.19)$$

$$SBC(M) = n \ln \hat{\sigma}_\alpha^2 + M \ln n \quad (2.20)$$

dengan,

M = jumlah parameter

$\hat{\sigma}_a^2$ = estimasi maksimum *likelihood* dari σ_a^2

n = jumlah pengamatan

2.4 *Generalized Autoregressive Conditional Heteroskedasticity (GARCH)*

Model GARCH (*Generalized Autoregressive Conditional Heteroscedasticity*) adalah salah satu model ekonometrik yang diperkenalkan oleh (Manganelli & Engle, 2001). Pendekatan pada metode ini adalah *autoregressive* karena GARCH pada dasarnya adalah model *time series* dengan bentuk *autoregressive* dan disebut *conditional heteroscedasticity* karena variasi waktu pada varians bersyarat dibangun pada model tersebut. GARCH merupakan bentuk umum atau generalisasi dari *Autoregressive conditional Heteroscedastisity* (ARCH). Pada kasus heteroskedastisitas, suatu model regresi secara umum dituliskan dengan persamaan

$$Z_t = \mu_t + \varepsilon_t \quad (2.21)$$

dengan $Z = (Z_1, \dots, Z_n)$ dan nilai ε_t merupakan residual yang memiliki variansi yang berubah sepanjang waktu. Sehingga nilai ε_t dapat dimodelkan

$$\varepsilon_t = \sigma_t Z_t \quad (2.22)$$

dengan nilai ε_t dimodelkan menggunakan model ARCH untuk menangkap adanya kasus heteroskedastisitas tersebut. Model ARCH(r) secara umum dapat dinyatakan

$$\sigma_t^2 = \omega + \sum_{i=1}^r \varphi_i \varepsilon_{t-i}^2 \quad (2.23)$$

dengan $\omega > 0, \varphi_i \geq 0$, dan $i = 1, 2, \dots, r$. Model GARCH digunakan untuk menghindari orde yang besar pada model ARCH. Secara umum model GARCH(r, s) adalah

$$\sigma_t^2 = \omega + \sum_{i=1}^r \varphi_i \varepsilon_{t-i}^2 + \sum_{j=1}^s \beta_j \sigma_{t-j}^2 \quad (2.24)$$

dengan $\omega > 0, \varphi_i \geq 0, \beta_j \geq 0$, dan $i = 1, 2, \dots, r; j = 1, 2, \dots, s$.

2.4.1 Uji Lagrange Multiplier (LM)

Uji *Lagrange Multiplier (LM)* digunakan untuk mengidentifikasi adanya heteroskedastisitas dalam data deret waktu atau efek ARCH. Berikut adalah hipotesis uji LM.

$H_0 : \varphi_1 = \varphi_2 = \dots = \varphi_r = 0$ (varians *error* tidak memiliki sifat heteroskedastisitas)

$H_1 : \text{minimal ada satu } \varphi_i \neq 0 \text{ untuk } i = 1, 2, \dots, r$ (varians *error* memiliki sifat heteroskedastisitas)

Statistik uji:

$$LM = nR^2 \quad (2.24)$$

Nilai n menunjukkan jumlah pengamatan dan R^2 merupakan besar koefisien determinasi atau besarnya kontribusi varians *error* yang dapat dijelaskan oleh data deret waktu periode sebelumnya. H_0 ditolak jika nilai LM lebih besar dari $\chi^2_{(\alpha, r)}$ dan menunjukkan bahwa terdapat efek ARCH atau data bersifat heteroskedastisitas (Tsay, 2010).

2.4.2 Estimasi Parameter Model GARCH

Ketika suatu model sudah teridentifikasi, langkah selanjutnya adalah mengestimasi parameter. Model regresi umum dengan korelasi kesalahan otomatis dan struktur GARCH heteroskedastisitas tertentu untuk berbagai variasi error

$$Y_t = X_t' \beta + \varepsilon_t \quad (2.25)$$

dimana,

$$\varepsilon_t = \alpha_1 \varepsilon_{t-1} + \dots + \alpha_p \varepsilon_{t-p} + n_t$$

$$n_t = \sigma_t e_t$$

$\sigma_t^2 = \theta_0 + \phi_1 \sigma_{t-1}^2 + \dots + \phi_r \sigma_{t-r}^2 + \theta_1 n_{t-1}^2 + \theta_s n_{t-s}^2$ (2.26)
 e_t adalah IIDN (0,1) dan independen dari realisasi terdahulu pada n_{t-i} . Metode-metode yang dapat digunakan untuk mengestimasi parameter adalah MLE (*Maximum Likelihood Estimation*). Diperoleh kemungkinan MLE dari parameter dengan memaksimalkan fungsi kemungkinan tertentu sebagai berikut (Wei, 2006)

$$L(\beta, \alpha, \phi, \theta | Y, X, Y_0, X_0) = \prod_{t=1}^n \left(\frac{1}{2\pi\sigma_t^2} \right)^{1/2} \exp \left(-\frac{n_t^2}{2\sigma_t^2} \right),$$

atau fungsi log-likelihood

$$\ln L(\beta, \alpha, \phi, \theta | Y, X, Y_0, X_0) = \sum_{t=1}^n \frac{1}{2} \left(-\ln(2\pi) - \ln(\sigma_t^2) - \frac{n_t^2}{\sigma_t^2} \right),$$

dimana σ_t^2 diberikan kepada persamaan Y_t dan n_t diberikan pada $n_t = (1 - \alpha_1\beta - \dots - \alpha_p\beta^p)(Y_t - X_t'\beta)$, $\alpha = (\alpha_1, \dots, \alpha_p)$, $\phi = (\phi_1, \dots, \phi_p)$, dan $\theta = (\theta_1, \dots, \theta_p)$. Setelah didapatkan nilai parameter, selanjutnya yaitu melakukan pengujian signifikansi parameter model GARCH(m, s) secara parsial untuk model ARCH(m) dengan hipotesis sebagai berikut.

$H_0 : \alpha_i = 0$ (parameter tidak signifikan)

$H_1 : \alpha_i \neq 0$ (parameter signifikan), dengan $i = 1, 2, 3, \dots, m$

Statistik Uji :

$$t_{hitung} = \frac{\hat{\alpha}_i}{SE(\hat{\alpha}_i)} \quad (2.27)$$

H_0 ditolak jika $|t_{hitung}|$ lebih besar $t_{1-\frac{\alpha}{2}, n_m}$ dengan $n_m =$ banyaknya parameter model ARCH. Estimasi parameter β untuk model GARCH dilakukan dengan hipotesis sebagai berikut.

$H_0 : \beta_k = 0$ (parameter tidak signifikan)

$H_1 : \beta_k \neq 0$ (parameter signifikan), dengan $k = 1, 2, 3, \dots, s$

Statistik Uji :

$$t_{hitung} = \frac{\hat{\beta}_k}{SE(\hat{\beta}_k)} \quad (2.28)$$

H_0 ditolak jika $|t_{hitung}|$ lebih besar $t_{1-\frac{\alpha}{2}, n_s}$ dengan $n_s =$ banyaknya parameter model GARCH.

2.5 Value at Risk (VaR)

VaR merupakan konsep perhitungan risiko yang dikembangkan dari konsep kurva normal. VaR bertujuan untuk menghitung tingkat keuntungan atau kerugian suatu investasi dalam waktu yang relatif dekat. VaR menunjukkan kerugian pada tingkat kepercayaan tertentu dengan melihat perubahan harga pasar. Nilai VaR terbagi menjadi dua yaitu nilai VaR positif dan nilai VaR negatif. VaR yang bernilai positif menunjukkan bahwa perusahaan mendapatkan keuntungan dari kegiatan investasi saham sedangkan VaR yang bernilai negatif menunjukkan bahwa perusahaan mengalami kerugian dalam berinvestasi. Besarnya keuntungan yang didapatkan sebanding

dengan risiko yang diperoleh. Nilai VaR didefinisikan sebagai berikut (Chan & Wong, 2015).

$$P(R_t < -VaR) = (1 - CI)\% = \tau \quad (2.29)$$

Nilai τ menunjukkan kuantil yang digunakan dalam mengukur tingkat risiko, R_t merupakan nilai *return* saham periode ke- t dan CI merupakan *confident interval* dari VaR. Perhitungan nilai VaR pada waktu ke- t dilakukan berdasarkan persamaan berikut.

$$VaR(\tau) = \hat{\mu}_t + \hat{\sigma}_t F^{-1}(\tau) \quad (2.30)$$

Parameter μ di dalam perhitungan nilai VaR didekati dengan model ARMA yang memiliki asumsi *white noise* pada data residual. Hampir semua data keuangan memiliki volatilitas tinggi yang menyebabkan terjadinya kasus heteroskedastisitas sehingga tidak dapat memenuhi asumsi tersebut. Metode GARCH diterapkan untuk menangani adanya kasus heteroskedastisitas pada varian residual. Oleh karena itu, perhitungan nilai VaR dilakukan dengan dua pendekatan yaitu dengan pendekatan model ARMA untuk mengestimasi parameter μ_t dan pendekatan model GARCH untuk mengestimasi parameter σ_t^2 .

BAB III METODOLOGI PENELITIAN

3.1 Sumber Data

Sumber data yang digunakan dalam penelitian ini yaitu menggunakan data sekunder yang diperoleh dari *finance.yahoo.com*. Data yang diambil merupakan data harga saham *close* harian perusahaan sektor asuransi yang termasuk dalam Bursa Efek Indonesia (BEI) yaitu Asuransi Multi Artha Guna Tbk. (AMAG), Lippo General Insurance Tbk. (LPGI), dan Paninvest Tbk. (PNIN). Data ketiga perusahaan tersebut diambil dari 01 Januari 2010 – 28 April 2017.

3.2 Variabel Penelitian

Variabel penelitian yang digunakan Asuransi Multi Artha Guna Tbk. (AMAG) ($Z_{1,t}$), Lippo General Insurance Tbk. (LPGI) ($Z_{2,t}$), dan Paninvest Tbk. (PNIN) ($Z_{3,t}$) ditunjukkan dengan berupa struktur data pada Tabel 3.1 sebagai berikut.

Tabel 3.1 Struktur Data *Return* Saham

Saham	Tanggal	t	Harga Penutupan Saham	Return
Asuransi Multi Artha Guna Tbk. (AMAG)	1/1/2010	1	$Z_{1,1}$	$R_{1,1}$
	2/1/2010	2	$Z_{1,2}$	$R_{1,2}$
	3/1/2010	3	$Z_{1,3}$	$R_{1,3}$
	\vdots	\vdots	\vdots	\vdots
	26/4/2017	1797	$Z_{1,1797}$	$R_{1,1797}$
	27/4/2017	1798	$Z_{1,1798}$	$R_{1,1798}$
	28/4/2017	1799	$Z_{1,1799}$	$R_{1,1799}$

Tabel 3.2 Struktur Data *Return* Saham (Lanjutan)

Saham	Tanggal	t	Harga Penutupan Saham	Return
Lippo General Insurance Tbk. (LPGI)	1/1/2010	1	$Z_{2,1}$	$R_{2,1}$
	2/1/2010	2	$Z_{2,2}$	$R_{2,2}$
	3/1/2010	3	$Z_{2,3}$	$R_{2,3}$
	⋮	⋮	⋮	⋮
	26/4/2017	1797	$Z_{2,1797}$	$R_{2,1797}$
	27/4/2017	1798	$Z_{2,1798}$	$R_{2,1798}$
	28/4/2017	1799	$Z_{2,1799}$	$R_{2,1799}$
Paninvest Tbk. (PNIN)	1/1/2010	1	$Z_{3,1}$	$R_{3,1}$
	2/1/2010	2	$Z_{3,2}$	$R_{3,2}$
	3/1/2010	3	$Z_{3,3}$	$R_{3,3}$
	⋮	⋮	⋮	⋮
	26/4/2017	1797	$Z_{3,1797}$	$R_{3,1797}$
	27/4/2017	1798	$Z_{3,1798}$	$R_{3,1798}$
	28/4/2017	1799	$Z_{3,1799}$	$R_{3,1799}$

3.3 Langkah Analisis

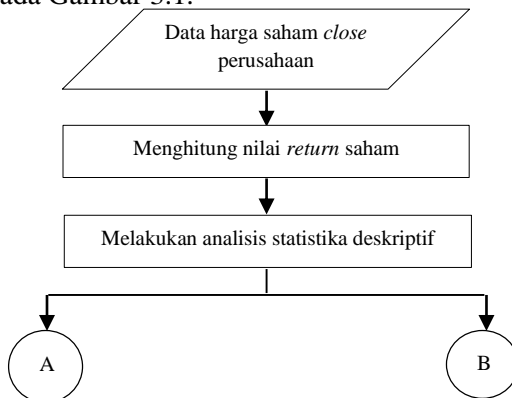
Langkah-langkah analisis yang digunakan dalam penelitian ini adalah dengan metode *Value at Risk* dengan pendekatan ARMA-GARCH.

1. Menghitung nilai *return* di setiap saham perusahaan menggunakan persamaan (2.1). Nilai tersebut dalam pembahasan selanjutnya akan disebut sebagai *return*.
2. Mendeskripsikan *return* perusahaan secara statistik untuk mengetahui karakteristik data *return*. Data *return* dideskripsikan menggunakan ukuran pemusatan data yaitu *mean* dan *median*, serta ukuran penyebaran data yaitu *varian* dan *deviasi standar*. Digunakan pula *plot time series* pada masing-masing data *return* untuk mengetahui volatilitas tingkat risiko.

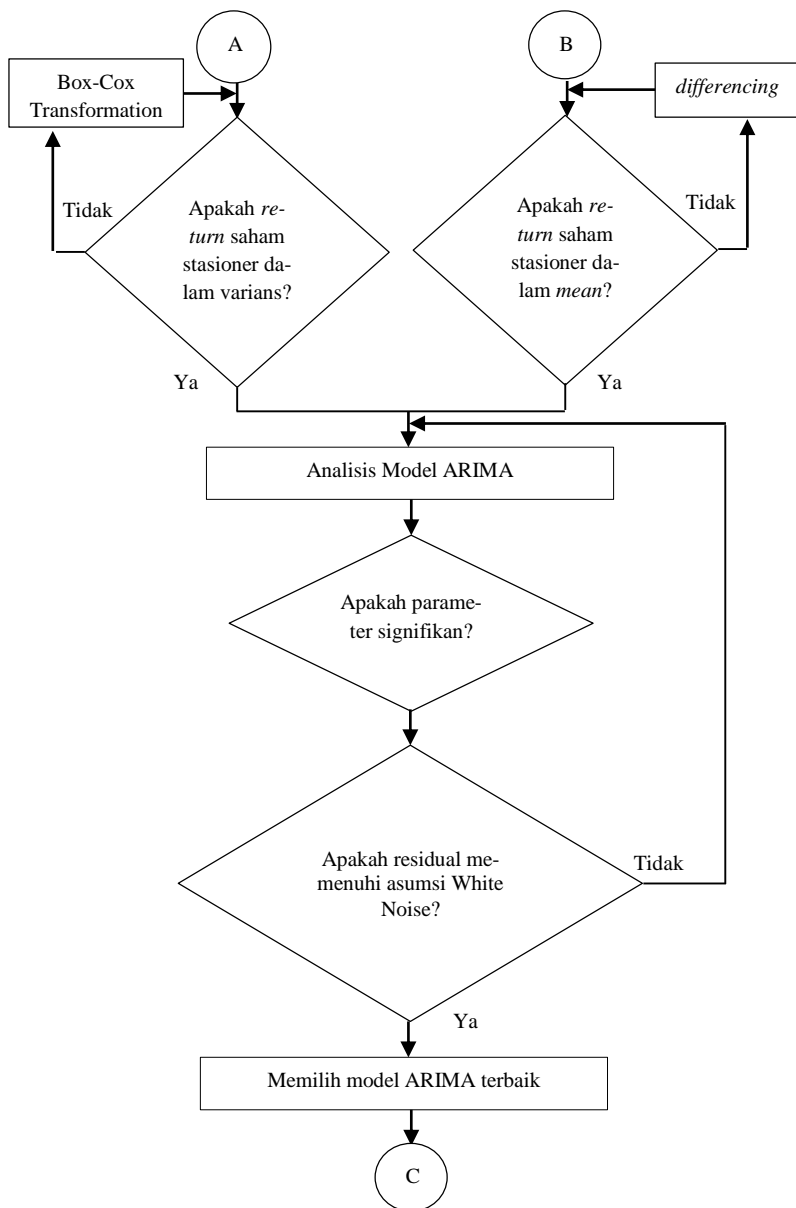
3. Menguji stasioneritas data *return* dengan menggunakan uji *Augmented Dickey Fuller* sehingga bisa dilakukan untuk pendugaan model ARMA.
4. Melakukan uji signifikansi parameter dan uji diagnose residual pada model ARMA yang terbentuk. Selanjutnya dipilih model ARMA terbaik berdasarkan nilai MSD yang terkecil.
5. Menguji residual dari model ARMA yang terbaik menggunakan uji *Lagrange Multiplier* apakah terdapat efek heteroskedastisitas sehingga layak dimodelkan dengan ARCH-GARCH.
6. Melakukan pendugaan model ARCH-GARCH dan melakukan uji signifikansi parameter dan uji diagnose residual pada model ARCH-GARCH yang terbentuk. Selanjutnya dipilih model ARCH-GARCH yang terbaik dari nilai AIC dan SBC yang terkecil.
7. Menghitung nilai *Value at Risk* dengan beberapa lamanya waktu investasi yaitu satu hari pada model ARCH-GARCH saham.
8. Membuat kesimpulan dari hasil perhitungan *Value at Risk*

3.4 Diagram Alir

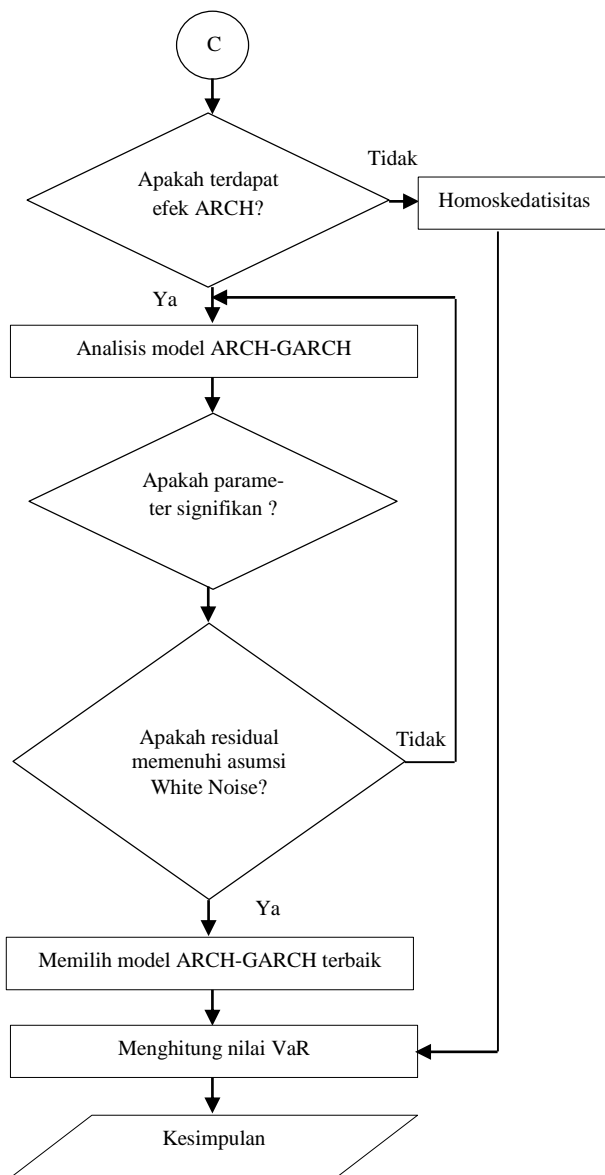
Langkah analisis yang telah dijelaskan sebelumnya dapat ditulis secara umum dalam bentuk diagram alir. Diagram alir dapat ditunjukkan pada Gambar 3.1.



Gambar 3.1 Diagram Alir



Gambar 3.2 Diagram Alir (Lanjutan)



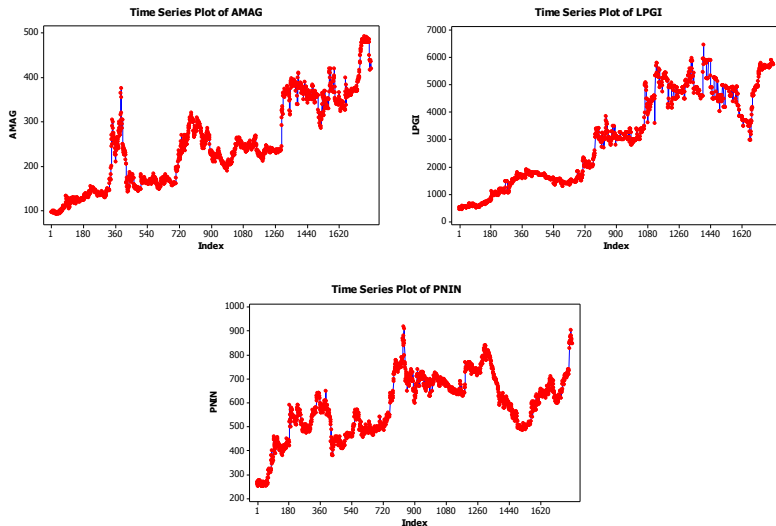
Gambar 3.3 Diagram Alir (Lanjutan)

Halaman ini sengaja dikosongkan

BAB IV ANALISIS DAN PEMBAHASAN

4.1 Karakteristik Saham Perusahaan Sektor Asuransi

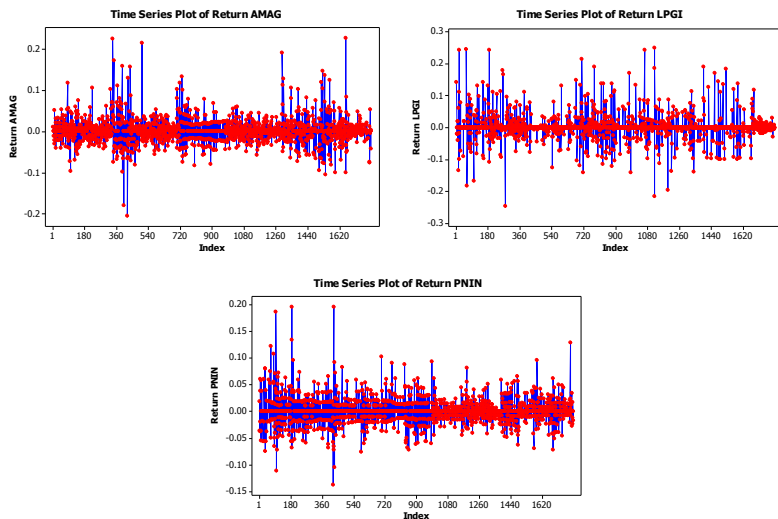
Harga saham *close* digunakan sebagai landasan perhitungan risiko dalam mendapatkan nilai *return*. Harga saham *close* pada perusahaan AMAG, LPGI, dan PNIN dapat disajikan dalam bentuk *time series plot* pada Gambar 4.1 sebagai berikut.



Gambar 4.1 *Time Series Plot* Harga Saham *Close* AMAG, LPGI, dan PNIN

Berdasarkan Gambar 4.1 diketahui bahwa ketiga perusahaan tersebut hampir memiliki pola yang sama. Pola yang mengalami penurunan sama tersebut terjadi pada kuartal pertama 2016. Hal ini dikarenakan pada saat periode tersebut jumlah laba yang didapat perusahaan asuransi pada saat itu mengalami penurunan. Penurunan laba terjadi karena *underwriting* perusahaan asuransi berpotensi lebih kecil dibandingkan tahun sebelumnya karena adanya peningkatan klaim. Selain penurunan laba, tingkat suku bunga yang juga menurun menyebabkan harga saham perusahaan asuransi turun pada saat itu. Semakin tinggi tingkat suku bunga, maka investor akan

menjual sahamnya untuk ditukarkan dengan obligasi. Hal ini akan menurunkan harga saham.



Gambar 4.2 Time Series Plot Return Saham AMAG, LPGI, dan PNIN

Selanjutnya, harga penutupan harian saham akan digunakan untuk menghitung *return* harian saham. *Time series plot return* harian saham dapat dilihat pada Gambar 4.2. Gambar tersebut menggambarkan bahwa *return* harian saham mengalami fluktuasi dari waktu ke waktu. Fluktuasi terjadi karena kenaikan dan penurunan *return* saham harian (volatilitas). Apabila dilihat secara visual, saham yang mempunyai volatilitas yang tinggi adalah saham LPGI. Hal ini terlihat dari fluktuasi yang terjadi cukup lama.

Berdasarkan *time series plot* dapat diketahui bahwa data *return* telah stasioner dalam *mean*. Karakteristik data *return* harian saham juga dapat dijelaskan dengan statistika deskriptif pada Tabel 4.1.

Tabel 4.1 Statistika Deskriptif Return Saham

Saham	Mean	StDev	Min.	Max.	Skew.	Kurt.
<i>Return</i> AMAG	0,001	0,030	-0,205	0,227	1,190	10,770
<i>Return</i> LPGI	0,002	0,038	-0,247	0,250	1,010	11,970
<i>Return</i> PNIN	0,001	0,025	-0,137	0,195	1,110	9,180

Berdasarkan statistika deskriptif Tabel 4.1 selama periode Januari 2010 sampai Maret 2017 ketiga saham perusahaan tersebut memberikan nilai rata-rata *return* yang positif. Nilai *return* yang positif menandakan bahwa ketiga saham perusahaan memberikan keuntungan bagi investor. Diantara tiga saham perusahaan, saham perusahaan LPGI memiliki potensi risiko yang paling tinggi. Hal ini ditunjukkan dari nilai standar deviasi yang bernilai tinggi yaitu 0,038. Nilai skewness pada ketiga saham tidak ada yang bernilai nol dan nilai kurtosis tidak sama dengan 3, yang berarti bahwa setiap saham mengalami pergeseran dari nilai rata-rata sebesar nol yang mengindikasikan data tidak berdistribusi normal.

Selanjutnya dilakukan pengujian distribusi normal terhadap *return* ketiga saham dengan uji *Kolmogorov Smirnov* sebagai berikut.

Tabel 4.2 Pengujian Distribusi Normal *Return* Saham

Saham	D_{hitung}	$P\text{-value}$
Return AMAG	0,147	<0,010
Return LPGI	0,310	<0,010
Return PNIN	0,199	<0,010

Hasil pada Tabel 4.2 menunjukkan apabila $P\text{-value}$ ketiga *return* saham dibandingkan dengan α sebesar 0,05, maka dapat diambil keputusan untuk menolak H_0 yang berarti bahwa ketiga *return* saham tidak berdistribusi normal.

4.2 Pemodelan *Return* Saham dengan ARMA-GARCH

Perhitungan *Value at Risk* (VaR) secara univariat dilakukan dengan menggunakan dua metode pendekatan ARMA dan GARCH. Pendekatan ARMA dilakukan dengan menggunakan prosedur *Box-Jenkins* yang meliputi pengujian syarat stasioneritas, identifikasi model, pengujian signifikansi parameter, *diagnostic checking*, dan pemilihan model terbaik.

4.2.1 ARMA *Return* Saham AMAG

a. Pengujian Stasioneritas

Syarat stasioneritas dibedakan menjadi dua jenis, yaitu stasioner dalam *mean* dan stasioner dalam varians. Uji stasioner data dapat menggunakan uji *Augmented Dickey Fuller* (ADF). Berikut adalah hasil uji ADF *return* saham AMAG.

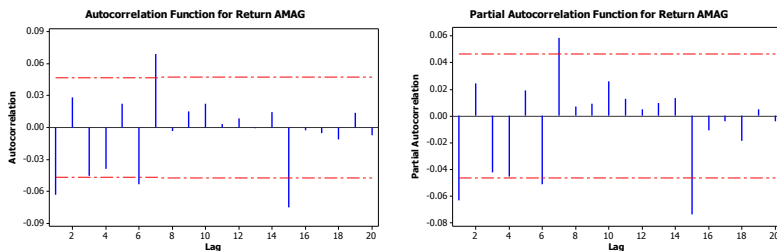
Tabel 4.3 Hasil *Augmented Dickey Fuller*

Saham	T	Lag Order	<i>P-value</i>
AMAG	-11,073	12	0,01

Berdasarkan Tabel 4.3 terlihat *P-value* data *return* saham AMAG kurang dari α sebesar 0,05 sehingga diputuskan menolak H_0 . Sehingga dapat disimpulkan bahwa data *return* saham AMAG telah stasioner dalam *mean*.

b. Identifikasi Model

Identifikasi awal model ARMA dilakukan dengan menggunakan plot ACF dan PACF yang didapatkan dari *outsample* data *return*. Plot tersebut digunakan untuk menentukan dugaan awal model ARMA yang layak digunakan dalam pemodelan data *return*.

**Gambar 4.3** Plot ACF dan PACF *return* saham AMAG

Pada *return* saham AMAG, plot ACF dan PACF disajikan pada Gambar 4.3. Plot ACF signifikan pada lag 1, 6, dan 7, maka model dugaan *return* saham AMAG adalah ARMA (0,[1,6,7]) sedangkan, plot PACF didapatkan model dugaan ARMA yaitu ARMA ([1,6,7],0). Artinya bahwa *return* saham pada hari ini dipengaruhi oleh *return* saham pada satu, enam, dan tujuh hari sebelumnya.

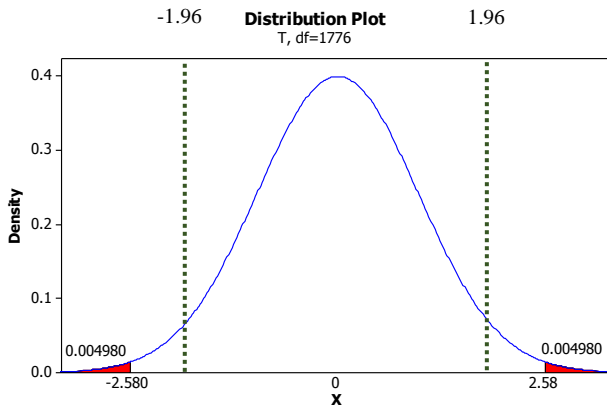
c. Estimasi dan Uji Signifikansi Parameter Model

Dugaan model pada *return* saham AMAG yang telah didapatkan akan dilakukan estimasi parameter dan uji signifikansi parameternya. Tabel 4.4 menunjukkan hasil estimasi parameter yang disertai dengan hasil uji signifikansi parameter dugaan model ARMA.

Tabel 4.4 Estimasi dan Signifikansi Model ARMA

Model	Par	Estimasi	t_{hitung}	P -value
ARMA (1,0)	ϕ_1	-0,061	-2,58	0,010
ARMA (0,1)	θ_1	0,058	2,46	0,014
ARMA (1,1)	ϕ_1	-0,415	-1,42	0,155
	θ_1	-0,353	-1,17	0,240
ARMA ([6],0)	ϕ_6	-0,052	-2,17	0,029
ARMA (0,[6])	θ_6	0,051	2,14	0,033
ARMA ([7],0)	ϕ_7	0,071	3,00	0,003
ARMA (0,[7])	θ_7	-0,069	-2,93	0,003
ARMA ([6],[6])	ϕ_6	-0,185	-0,42	0,671
	θ_6	-0,134	-0,30	0,761
ARMA ([7],[7])	ϕ_7	0,739	5,01	<0,000
	θ_7	0,684	4,29	<0,000
ARMA ([6,7],0)	ϕ_6	-0,047	-2,00	0,046
	ϕ_7	0,068	2,87	0,004
ARMA (0,[6,7])	θ_6	0,048	2,01	0,044
	θ_7	-0,067	-2,84	0,005

Estimasi parameter yang didapatkan sesuai dengan Tabel 4.4 dibandingkan dengan α sebesar 0,05. Terdapat dua model yang memiliki P -value tidak signifikan yaitu model ARMA (1,1) dan ARMA ([6],[6]). Hal ini diketahui berdasarkan P -value kurang dari α sebesar 0,05, sedangkan untuk kesembilan model lainnya diketahui bahwa P -value telah signifikan. Sebagai contoh, berdasarkan perhitungan untuk mendapatkan nilai $|t_{hitung}|$ sebesar 2,58 pada model ARMA (1,0) didapatkan P -value sebesar 0,010. Untuk mendapatkan P -value pada model ARMA (1,0) dapat dilihat pada gambar sebagai berikut.



Gambar 4.4 Probabilitas Distribusi t dengan $df = 1776$

Gambar 4.4 menunjukkan bahwa P -value dari uji parameter signifikan model ARMA (1,0) adalah sebesar 0,010. Keputusan yang dapat diambil adalah H_0 ditolak karena P -value sebesar 0,010 kurang dari α sebesar 0,05. Sehingga terdapat 9 pendugaan model awal pada saham AMAG yang selanjutnya akan dilakukan *diagnostic checking* untuk mengetahui asumsi residual *white noise* dan distribusi normal.

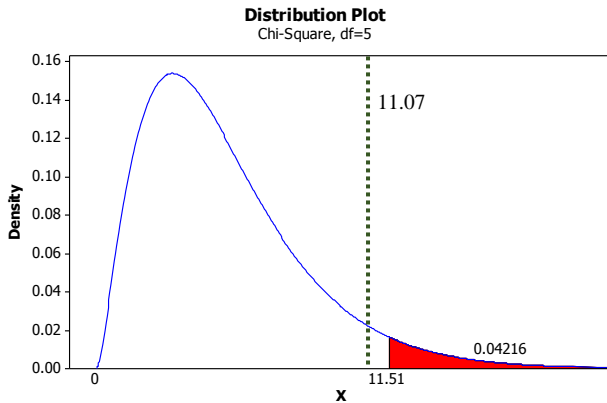
d. *Diagnostic Checking*

Asumsi yang harus dipenuhi dalam model ARMA adalah residual bersifat *white noise* dan berdistribusi normal. Uji yang digunakan adalah uji *Ljung-Box* untuk asumsi residual *white noise* dan uji *Kolmogorov Smirnov* untuk asumsi residual berdistribusi normal. Berikut adalah uji *Ljung Box* residual *return* saham AMAG. Tabel 4.5 menunjukkan bahwa terdapat tujuh dugaan model ARMA yaitu ARMA (1,0), ARMA (0,1), ARMA ([6],0), ARMA (0,[6]), ARMA ([7],0), ARMA (0,[7]), dan ARMA ([7],[7]) yang P -value kurang dari α sebesar 0,05 untuk masing-masing *lag* dan terdapat dua dugaan model ARMA yaitu ARMA ([6,7],0) dan ARMA (0,[6,7]) yang P -value lebih besar dari α sebesar 0,05 pada masing-masing *lag*.

Tabel 4.5 Uji Asumsi Residual *White Noise*

Model		Lag			
		6	12	18	24
ARMA (1,0)	χ^2_{hitung}	11,51	22,00	31,95	44,70
	df	5	11	17	23
	<i>P-Value</i>	0,042	0,024	0,015	0,004
ARMA (0,1)	χ^2_{hitung}	11,90	22,45	32,41	45,19
	df	5	11	17	23
	<i>P-Value</i>	0,036	0,021	0,013	0,004
ARMA ([6],0)	χ^2_{hitung}	13,62	23,24	33,00	46,10
	df	5	11	17	23
	<i>P-Value</i>	0,018	0,016	0,011	0,003
ARMA (0,[6])	χ^2_{hitung}	13,68	23,41	33,20	46,27
	df	5	11	17	23
	<i>P-Value</i>	0,018	0,015	0,011	0,003
ARMA ([7],0)	χ^2_{hitung}	17,63	19,81	29,13	40,29
	df	5	11	17	23
	<i>P-Value</i>	0,003	0,048	0,033	0,014
ARMA (0,[7])	χ^2_{hitung}	17,73	19,86	29,47	40,65
	df	5	11	17	23
	<i>P-Value</i>	0,003	0,047	0,030	0,013
ARMA ([7],[7])	χ^2_{hitung}	16,59	19,57	29,87	38,78
	df	4	10	16	22
	<i>P-Value</i>	0,002	0,034	0,019	0,015
ARMA ([6,7],0)	χ^2_{hitung}	13,05	14,82	23,84	34,85
	df	4	10	16	22
	<i>P-Value</i>	0,011	0,139	0,093	0,040
ARMA (0,[6,7])	χ^2_{hitung}	13,22	15,03	24,29	35,29
	df	4	10	16	22
	<i>P-Value</i>	0,010	0,131	0,083	0,036

Sebagai contoh dalam melakukan untuk mendapatkan P -Value, berdasarkan perhitungan χ^2_{hitung} pada model ARMA (1,0) didapatkan nilai sebesar 11,51 pada lag ke-6. Untuk mendapatkan P -Value dapat dilihat pada gambar 4.5 sebagai berikut.

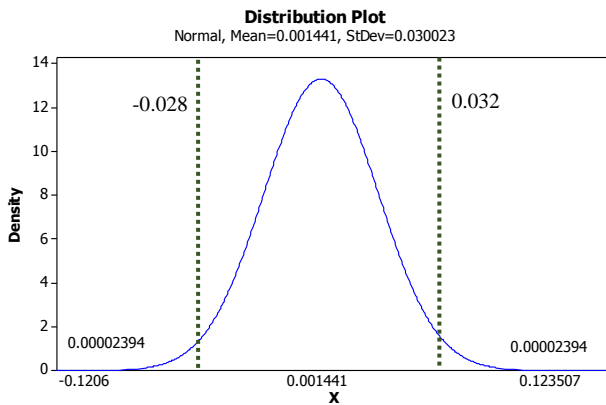


Gambar 4.5 Probabilitas Distribusi Chi-Square dengan $df = 5$

Pada Gambar 4.5 menunjukkan P -Value dari hasil uji asumsi residual *white noise* pada lag ke-6 model ARMA (1,0) adalah sebesar 0,042. Sehingga diambil keputusan tolak H_0 karena P -Value sebesar 0,042 kurang dari α sebesar 0,05. Penolakan daerah kritis tersebut menunjukkan bahwa residual model dugaan ARMA tidak bersifat *white noise*. Kondisi tersebut disebabkan karena adanya kasus heteroskedastisitas pada residual akibat terbentuknya volatilitas data *return* saham AMAG. Kasus tersebut akan diatasi dengan melakukan pemodelan varian menggunakan metode ARCH/GARCH. Selanjutnya melakukan pengujian kedua yaitu uji *Kolmogorov Smirnov*. Pengujian *Kolmogorov Smirnov* ditunjukkan pada Tabel 4.6 dengan α sebesar 0,05. P -Value pada setiap model dugaan ARMA memiliki nilai kurang dari α sebesar 0,05 sehingga dapat disimpulkan bahwa residual model dugaan ARMA tidak berdistribusi normal. Untuk mendapatkan P -Value dapat dilihat pada Gambar 4.6.

Tabel 4.6 Uji Asumsi Residual Distribusi Normal

Model	D	P-Value
ARMA (1,0)	0,124	<0,010
ARMA (0,1)	0,123	<0,010
ARMA ([6],0)	0,121	<0,010
ARMA (0,[6])	0,121	<0,010
ARMA ([7],0)	0,118	<0,010
ARMA (0,[7])	0,118	<0,010
ARMA ([7],[7])	0,118	<0,010
ARMA ([6,7],0)	0,120	<0,010
ARMA (0,[6,7])	0,120	<0,010

**Gambar 4.6** Probabilitas Distribusi Normal *Kolmogorov Smirnov*

P-Value yang ditunjukkan pada Gambar 4.6 didapatkan dari hasil uji asumsi residual distribusi normal *Kolmogorov Smirnov*. Diambil keputusan untuk menolak H_0 karena *P-Value* masing-masing sebesar $<0,010$ menunjukkan kurang dari α sebesar 0,05.

e. Pemilihan Model Terbaik

Pemilihan model terbaik *return* saham dilakukan dengan membandingkan nilai *Mean Square Deviation* (MSD) pada *out-sample*. Model yang dipilih adalah model yang memiliki nilai MSD yang paling kecil.

Tabel 4.7 Pemilihan Model Terbaik

Model	MSD
ARMA (1,0)	0,0008074
ARMA (0,1)	0,0008074
ARMA ([6],0)	0,0008074
ARMA (0,[6])	0,0008075
ARMA ([7],0)	0,0008072
ARMA (0,[7])	0,0008072
ARMA ([7],[7])	0,0008061

Tabel 4.7 menunjukkan yang memiliki nilai MSD terkecil pada *return* saham AMAG adalah model ARMA ([7],[7]). Model ARMA ([7],[7]) merupakan model yang terbaik dan akan digunakan untuk menentukan model GARCH pada *return* saham AMAG dengan model

$$r_t = 0,739r_{t-7} + a_t - 0,684a_{t-7}$$

artinya, *return* harian saham AMAG pada waktu t (r_t) dipengaruhi oleh *return* saham pada $t-7$ (r_{t-7}) hari yang lalu dan kesalahan pada 7 hari yang lalu.

4.2.2 GARCH *Return* Saham AMAG

a. Uji *Lagrange Multiplier*

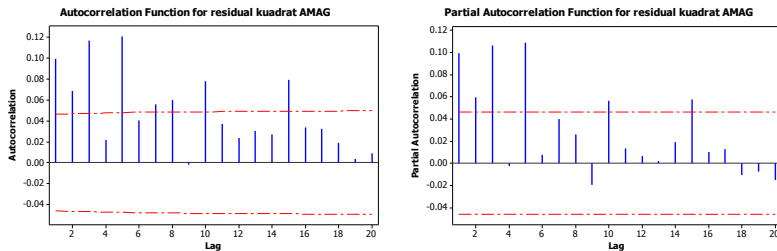
Pada sub bab 4.2.1 telah dijelaskan *return* saham AMAG dengan dengan pendekatan ARMA dan sekarang akan dilanjutkan dengan metode pendekatan GARCH yang digunakan untuk mengakomodasi adanya ketidakhomogenan dalam varians residual model ARMA. Untuk mengetahui keberadaan efek tersebut maka dilakukan pengujian dengan menggunakan *Lagrange Multiplier* (LM). Berdasarkan Tabel 4.8 terlihat bahwa *P-Value return* saham AMAG kurang dari α sebesar 0,05 di setiap *lag*-nya. Sehingga pada *return* saham AMAG dapat disimpulkan terjadi kasus heteroskedastisitas.

Tabel 4.8 Uji LM Residual ARMA

lag	AMAG	P-Value
1	18,053	<0,0001
2	24,355	<0,0001
3	44,139	<0,0001
4	44,155	<0,0001
5	64,505	<0,0001
6	64,591	<0,0001
7	67,376	<0,0001
8	68,652	<0,0001
9	69,369	<0,0001
10	74,813	<0,0001
11	75,118	<0,0001
12	75,164	<0,0001

b. Identifikasi Model

Identifikasi model GARCH dapat melalui plot ACF dan PACF residual kuadrat yang didapatkan dari model ARMA. Berikut adalah plot ACF dan PACF residual kuadrat *return* saham AMAG.

**Gambar 4.7** Plot ACF dan PACF residual kuadrat *return* saham AMAG

Berdasarkan Gambar 4.7 terlihat bahwa plot ACF dan PACF residual kuadrat *return* saham AMAG *cut off* pada lag 1, 2, dan 3. Selanjutnya dilakukan estimasi dan uji signifikansi parameter untuk mendapatkan dugaan model GARCH.

c. Estimasi dan Uji Signifikansi Parameter Model

Berdasarkan model dugaan yang diperoleh dari plot ACF dan PACF, dilakukan estimasi dan pengujian signifikansi parameter. Hasil estimasi dan uji signifikansi parameter model adalah sebagai berikut.

Tabel 4.9 Estimasi dan Signifikansi Model GARCH

Model	Par	Estimasi	t_{hitung}	$P\text{-Value}$
GARCH (1,1)	ω	0,00006	14,79	<0,0001
	α_1	0,10450	16,07	<0,0001
	β_1	0,82710	90,08	<0,0001
GARCH (1,2)	ω	0,00009	13,90	<0,0001
	α_1	0,15810	17,72	<0,0001
	β_1	0,10300	2,33	0,0198
	β_2	0,65130	15,70	<0,0001
GARCH (1,3)	ω	0,00004	13,60	<0,0001
	α_1	0,10870	15,22	<0,0001
	β_1	0,00581	0,09	0,9266
	β_2	0,62590	12,76	<0,0001
	β_3	0,12650	2,25	0,0246

Berdasarkan Tabel 4.9 dapat dilihat bahwa parameter dari model dugaan GARCH (1,1) dan GARCH (1,2) signifikan secara statistik. Hal ini diketahui berdasarkan $P\text{-Value}$ kurang dari α sebesar 0,05 sehingga perlu dilakukan pemilihan model terbaik dengan menggunakan AIC dan SBC. Pemilihan model AIC dan SBC untuk model GARCH pada *return* saham AMAG disajikan pada Tabel sebagai berikut.

Tabel 4.10 Pemilihan Model Terbaik

Model	AIC	SBC
GARCH (1,1)	-7787.823	-7771.340
GARCH (1,2)	-7809.166	-7787.189

Dari hasil Tabel 4.10 dapat dilihat bahwa AIC dan SBC terkecil diantara tiga model GARCH yang signifikan. Tabel diatas menunjukkan bahwa nilai AIC dan SBC pada model GARCH (1,2) lebih kecil dari nilai AIC dan SBC model GARCH (1,1). Sehingga dapat disimpulkan bahwa model terbaik untuk *return* saham AMAG adalah model GARCH (1,2) sebagai berikut.

$$\sigma_t^2 = 0,00009 + 0,10300 \sigma_{t-1}^2 + 0,65130 \sigma_{t-2}^2 + 0,15810 a_{t-1}^2$$

Model tersebut menjelaskan bahwa *return* saham AMAG memiliki model GARCH (1,2) dengan varians residual saham pada waktu t dipengaruhi oleh residual kuadrat pada waktu $t-1$ dan varians residual pada waktu $t-1$ dan $t-2$ serta ditentukan oleh besarnya nilai konstanta 0,00009.

4.2.3 ARMA *Return* Saham LPGI

a. Pengujian Stasioneritas

Uji stasioner data dapat menggunakan uji *Augmented Dickey Fuller* (ADF). Berikut adalah hasil uji ADF *return* saham LPGI.

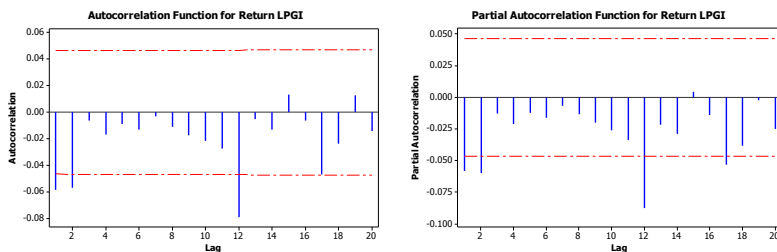
Tabel 4.11 Hasil *Augmented Dickey Fuller*

Saham	T	Lag Order	P-Value
LPGI	-14,417	12	0,01

Tabel 4.11 menunjukkan *P-value* data *return* saham LPGI kurang dari α sebesar 0,05, sehingga diputuskan menolak H_0 yang artinya bahwa data *return* saham LPGI telah stasioner dalam *mean*.

b. Identifikasi Model

Identifikasi awal model ARMA dilakukan dengan menggunakan plot ACF dan PACF. Plot tersebut digunakan untuk menentukan dugaan awal model ARMA yang layak digunakan dalam pemodelan data *return* saham LPGI.



Gambar 4.8 Plot ACF dan PACF *return* saham LPGI

Plot ACF dan PACF yang disajikan pada Gambar 4.8 signifikan pada *lag* 1 dan 2, maka model dugaan *return* saham LPGI ada-

lah ARMA (0,2) yang berdasar plot ACF dan model dugaan ARMA (2,0) yang berdasar plot PACF.

c. Estimasi dan Uji Signifikansi Parameter Model

Setelah mendapatkan dugaan model awal pada *return* saham LPGI, selanjutnya akan dilakukan estimasi parameter dan uji signifikansi parameter yang ditunjukkan pada Tabel berikut ini.

Tabel 4.12 Estimasi dan Signifikansi Model ARMA

Model	Par	Estimasi	t_{hitung}	$P\text{-Value}$
ARMA (1,1)	ϕ_1	0,831	12,23	<0,0001
	θ_1	0,882	15,35	<0,0001
ARMA (1,0)	ϕ_1	-0,055	-2,32	0,0202
ARMA (0,1)	θ_1	0,062	2,62	0,0090
ARMA (1,[2])	ϕ_1	-0,059	-2,48	0,0132
	θ_2	0,059	2,49	0,0127
ARMA ([2],1)	ϕ_2	-0,054	-2,27	0,0235
	θ_1	0,059	2,48	0,0132
ARMA ([2],[2])	ϕ_2	0,763	6,16	<0,0001
	θ_2	0,809	7,21	<0,0001
ARMA ([2],0)	ϕ_2	-0,053	-2,26	0,0242
ARMA (0,[2])	θ_2	0,055	2,33	0,0199
ARMA (2,0)	ϕ_1	-0,058	-2,46	0,0142
	ϕ_2	-0,057	-2,39	0,0169
ARMA (0,2)	θ_1	0,059	2,50	0,0126
	θ_2	0,056	2,37	0,0181

Tabel 4.12 menunjukkan bahwa semua dugaan model ARMA untuk *return* saham LPGI telah signifikan. Hal ini diketahui berdasarkan $P\text{-value}$ kurang dari α sebesar 0,05. Selanjutnya akan dilakukan *diagnostic checking* untuk mengetahui asumsi residual *white noise* dan distribusi normal.

c. *Diagnostic Checking*

Pengujian *diagnostic checking* dilakukan untuk memenuhi asumsi residual *white noise* dan distribusi normal. Asumsi residual *white noise* dilakukan dengan uji *Ljung Box* yang ditunjukkan pada Tabel 4.17 dan 4.18. Berdasarkan Tabel 4.13 dan 4.14, terdapat semua dugaan model yang memenuhi asumsi *white noise*. Hal ini karena *P-value* lebih besar dari α sebesar 0,05. Hal ini akan tetap dilanjutkan untuk metode GARCH. Selanjutnya dilakukan pengujian kedua yaitu uji *Kolmogorov Smirnov*. Tabel 4.15 menunjukkan *P-value* kurang dari α sebesar 0,05. Sehingga dapat disimpulkan bahwa residual model dugaan ARMA tidak berdistribusi.

Tabel 4.13 Uji Asumsi Residual *White Noise*

Model		Lag			
		6	12	18	24
ARMA (1,1)	χ^2_{hitung}	2,67	12,86	17,03	27,83
	df	4	10	16	22
	<i>P-Value</i>	0,614	0,231	0,384	0,181
ARMA (1,0)	χ^2_{hitung}	6,50	20,14	25,47	35,81
	df	5	11	17	23
	<i>P-Value</i>	0,261	0,043	0,085	0,043
ARMA (0,1)	χ^2_{hitung}	5,88	19,78	25,17	35,59
	df	5	11	17	23
	<i>P-Value</i>	0,318	0,048	0,091	0,045
ARMA (1,[2])	χ^2_{hitung}	0,83	16,05	21,36	31,83
	df	4	10	16	22
	<i>P-Value</i>	0,935	0,098	0,165	0,080
ARMA ([2],1)	χ^2_{hitung}	1,00	16,13	21,45	31,95
	df	4	10	16	22
	<i>P-Value</i>	0,909	0,096	0,162	0,078
ARMA ([2],[2])	χ^2_{hitung}	8,07	17,54	21,69	31,68
	df	4	10	16	22
	<i>P-Value</i>	0,089	0,063	0,153	0,083

Tabel 4.14 Uji Asumsi Residual *White Noise* (Lanjutan)

Model		Lag			
		6	12	18	24
ARMA ([2],0)	χ^2_{hitung}	6,94	20,36	25,21	35,01
	df	5	11	17	23
	<i>P-Value</i>	0,225	0,041	0,090	0,052
ARMA (0,[2])	χ^2_{hitung}	6,83	20,32	25,15	34,91
	df	5	11	17	23
	<i>P-Value</i>	0,233	0,041	0,092	0,053
ARMA (2,0)	χ^2_{hitung}	1,10	16,15	21,47	31,93
	df	4	10	16	22
	<i>P-Value</i>	0,895	0,096	0,161	0,079
ARMA (0,2)	χ^2_{hitung}	0,76	16,05	21,36	31,86
	df	4	10	16	22
	<i>P-Value</i>	0,943	0,098	0,165	0,080

Tabel 4.15 Uji Asumsi Residual Distribusi Normal

Model	D	<i>P-Value</i>
ARMA (1,1)	0,247	<0,010
ARMA (1,0)	0,260	<0,010
ARMA (0,1)	0,258	<0,010
ARMA (1,[2])	0,248	<0,010
ARMA ([2],1)	0,248	<0,010
ARMA ([2],[2])	0,259	<0,010
ARMA ([2],0)	0,264	<0,010
ARMA (0,[2])	0,263	<0,010
ARMA (2,0)	0,249	<0,010
ARMA (0,2)	0,248	<0,010

d. Pemilihan Model Terbaik

Pemilihan model terbaik dilakukan dengan membandingkan nilai MSD. Nilai MSD yang dipilih adalah model yang memiliki nilai MSD terkecil. Berikut adalah nilai MSD dari masing-masing dugaan model ARMA.

Tabel 4.16 Pemilihan Model Terbaik

Model	MSD
ARMA (1,1)	0,00010297
ARMA (1,0)	0,00010292
ARMA (0,1)	0,00010288
ARMA (1,[2])	0,00010291
ARMA ([2],1)	0,00010296
ARMA ([2],[2])	0,00010250
ARMA ([2],0)	0,00010338
ARMA (0,[2])	0,00010333
ARMA (2,0)	0,00010294
ARMA (0,2)	0,00010294

Nilai MSD terkecil yang ditunjukkan pada Tabel 4.16 terdapat pada model ARMA ([2],[2]). Sehingga model ARMA ([2],[2]) adalah model yang terbaik dan akan digunakan untuk menentukan model GARCH pada *return* saham LPGI. Model ARMA ([2],[2]) adalah sebagai berikut.

$$r_t = 0,763r_{t-2} + a_t - 0,809a_{t-2}$$

Model tersebut menjelaskan bahwa *return* harian saham LPGI dipengaruhi oleh *return* saham pada dua hari yang lalu dan kesalahan dua hari yang lalu.

4.2.4 GARCH *Return* Saham LPGI

a. Uji *Lagrange Multiplier*

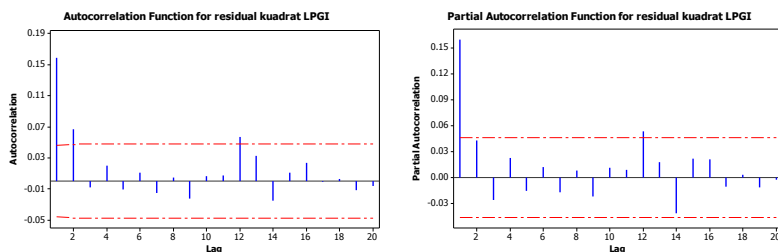
Sebelum melakukan metode pendekatan GARCH, dilakukan pengujian *Lagrange Multiplier* (LM) untuk mengetahui keberadaan efek ketidakhomogenan dalam varians residual model ARMA. Berikut adalah pengujian LM pada *return* saham LPGI yang dijelaskan pada Tabel 4.17. Pada Tabel 4.17 menunjukkan bahwa *P-Value* pada setiap *lag* kurang dari α sebesar 0,05. Sehingga dapat disimpulkan bahwa terjadi kasus heteroskedastisitas pada *return* saham LPGI.

Tabel 4.17 Uji LM Residual ARMA

lag	LPGI	<i>P-Value</i>
1	46,053	<0,0001
2	48,842	<0,0001
3	49,944	<0,0001
4	50,789	<0,0001
5	51,249	<0,0001
6	51,447	<0,0001
7	51,913	<0,0001
8	51,974	<0,0001
9	52,771	<0,0001
10	52,982	<0,0001
11	53,089	<0,0001
12	58,319	<0,0001

b. Identifikasi Model

Dalam melakukan identifikasi model GARCH dapat melalui plot ACF dan PACF. Plot ACF dan PACF didapatkan dari residual kuadrat dari model terbaik ARMA. Berikut adalah plot ACF dan PACF residual kuadrat *return* saham LPGI.

**Gambar 4.9** Plot ACF dan PACF residual kuadrat *return* saham LPGI

Gambar 4.9 menunjukkan bahwa plot ACF residual kuadrat *cut off* pada lag 1 dan PACF residual *cut off* pada lag 1 dan 2. Sehingga dapat diindikasikan model dugaan GARCH adalah GARCH (1,1).

c. Estimasi dan Uji Signifikansi Parameter Model

Estimasi dan uji signifikansi parameter model yang berdasarkan model dugaan yang diperoleh dari plot ACF dan PACF adalah sebagai berikut.

Tabel 4.18 Estimasi dan Signifikansi Model GARCH

Model	Par	Estimasi	t_{hitung}	$P\text{-Value}$
GARCH (1,1)	ω	0,0007	20,81	<0,0001
	α_1	0,2478	11,82	<0,0001
	β_1	0,2941	9,53	<0,0001

Berdasarkan Tabel 4.18 hanya model dugaan GARCH (1,1) yang didapatkan dengan $P\text{-Value}$ kurang dari α sebesar 0,05 sehingga dapat disimpulkan bahwa model dugaan GARCH (1,1) telah signifikan secara statistik. Model dugaan GARCH (1,1) tidak perlu dibandingkan dengan model dugaan lain, sehingga model GARCH (1,1) dapat dikatakan sebagai model terbaik untuk *return* saham LPGI.

$$\sigma_t^2 = 0,0007 + 0,2941\sigma_{t-1}^2 + 0,2478a_{t-1}^2$$

Model tersebut menjelaskan bahwa *return* saham LPGI dengan varians residual saham pada waktu t dipengaruhi oleh residual kuadrat dan varians residual pada waktu $t-1$ serta oleh besarnya nilai konstanta 0,000701.

4.2.5 ARMA Return Saham PNIN

a. Pengujian Stasioneritas

Pengujian yang dilakukan untuk mengetahui stasioneritas dari *return* saham PNIN adalah uji *Augmented Dickey Fuller*. Hasil pengujian ADF pada data *return* saham PNIN adalah sebagai berikut.

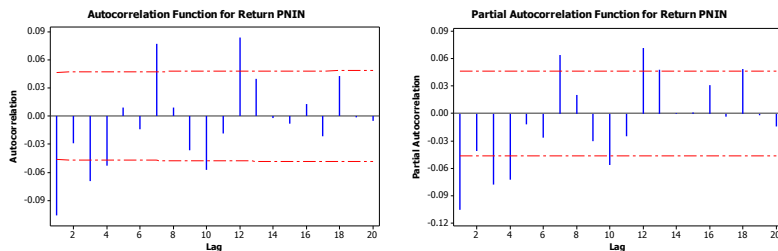
Tabel 4.19 Hasil *Augmented Dickey Fuller*

Saham	T	Lag Order	$P\text{-Value}$
PNIN	-11,513	12	0,01

Dapat dilihat pada Tabel 4.19 bahwa $P\text{-value}$ kurang dari α sebesar 0,05. Sehingga diputuskan untuk menolak H_0 yang artinya *return* saham PNIN telah stasioner dalam *mean*.

b. Identifikasi Model

Dilakukan identifikasi awal model ARMA untuk mendapatkan dugaan model yang layak untuk digunakan. Identifikasi dilakukan dengan menggunakan plot ACF dan PACF.



Gambar 4.10 Plot ACF dan PACF *return* saham PNIN

Lag pada plot ACF dan PACF yang ditunjukkan Gambar 4.10 signifikan pada *lag* 1, 3, dan 4. Sehingga berdasar pada plot ACF model dugaan ARMA *return* saham PNIN adalah ARMA (0,[1,3,4]) dan model dugaan ARMA berdasar pada plot PACF adalah ARMA ([1,3,4],0).

c. Estimasi dan Uji Signifikansi Parameter Model

Estimasi dan uji signifikansi parameter dilakukan apabila telah didapatkan dugaan model yang berdasarkan identifikasi model pada ACF dan PACF.

Tabel 4.20 Estimasi dan Signifikansi Model ARMA

Model	Par	Estimasi	t_{hitung}	$P\text{-Value}$
ARMA (1,1)	ϕ_1	0,548	5,08	<0,0001
	θ_1	0,664	6,89	<0,0001
ARMA (1,0)	ϕ_1	-0,105	-4,44	<0,0001
ARMA (0,1)	θ_1	0,116	4,91	<0,0001
ARMA (0,[3])	θ_3	0,071	3,00	0,0027
ARMA ([3],0)	ϕ_3	-0,068	-2,89	0,0039
ARMA ([1,3],0)	ϕ_1	-0,107	-4,53	<0,0001
	ϕ_3	-0,071	-3,03	0,0025

Tabel 4.21 Estimasi dan Signifikansi Model ARMA (Lanjutan)

Model	Par	Estimasi	t_{hitung}	P -Value
ARMA (0,[1,3])	θ_1	0,126	5,37	<0,0001
	θ_3	0,085	3,64	0,0003
ARMA ([1,3,4],0)	ϕ_1	-0,112	-4,73	<0,0001
	ϕ_3	-0,079	-3,32	0,0009
	ϕ_4	-0,068	-2,87	0,0042
ARMA (0,[1,3,4])	θ_1	0,122	5,18	<0,0001
	θ_3	0,075	3,17	0,0015
	θ_4	0,039	1,65	0,0995

Berdasarkan Tabel 4.20 dan 4.21 hanya terdapat satu model yang tidak signifikan yaitu ARMA (0,[1,3,4]). Hal ini karena P -value lebih besar dari α sebesar 0,05. Selanjutnya ke-8 model dugaan ARMA yang signifikan akan dilakukan *diagnostic checking*.

d. *Diagnostic Checking*

Diagnostic checking yang pertama adalah pengujian asumsi residual *white noise* dengan uji *Ljung Box* sebagai berikut. Tabel 4.22 dan 4.23 menunjukkan bahwa lima model dugaan tidak memenuhi asumsi residual *white noise*. Hal ini diketahui dari P -value kurang dari α sebesar 0,05. Kondisi adanya heteroskedastisitas pada residual akibat terbentuknya volatilitas pada *return* saham PNIN yang menyebabkan tidak terpenuhinya asumsi residual *white noise*. Selanjutnya dilakukan pengujian *Kolmogorov Smirnov*. P -value yang ditunjukkan pada Tabel 4.24 memiliki nilai kurang dari α sebesar 0,05. Dapat disimpulkan bahwa residual model dugaan ARMA tidak memenuhi asumsi distribusi normal pada tingkat signifikansi 5%.

Tabel 4.22 Uji Asumsi Residual *White Noise*

Model		Lag			
		6	12	18	24
ARMA (1,1)	χ^2_{hitung}	5,97	37,68	46,71	47,83
	df	4	10	16	22
	P -Value	0,2016	<0,0001	<0,0001	0,0011

Tabel 4.23 Uji Asumsi Residual *White Noise* (Lanjutan)

Model		Lag			
		6	12	18	24
ARMA (1,0)	χ^2_{hitung}	21,21	57,62	66,22	67,71
	df	5	11	17	23
	<i>P-Value</i>	0,0007	<0,0001	<0,0001	<0,0001
ARMA (0,1)	χ^2_{hitung}	20,24	56,28	65,03	66,56
	df	5	11	17	23
	<i>P-Value</i>	0,0011	<0,0001	<0,0001	<0,0001
ARMA (0,[3])	χ^2_{hitung}	30,05	57,81	65,21	66,08
	df	5	11	17	23
	<i>P-Value</i>	<0,0001	<0,0001	<0,0001	<0,0001
ARMA ([3],0)	χ^2_{hitung}	30,29	58,23	65,53	66,42
	df	5	11	17	23
	<i>P-Value</i>	<0,0001	<0,0001	<0,0001	<0,0001
ARMA ([1,3],0)	χ^2_{hitung}	11,44	42,52	50,65	51,95
	df	4	10	16	22
	<i>P-Value</i>	0,0221	<0,0001	<0,0001	0,0003
ARMA (0,[1,3])	χ^2_{hitung}	5,94	36,25	44,66	45,90
	df	4	10	16	22
	<i>P-Value</i>	0,2037	<0,0001	0,0002	0,0020
ARMA ([1,3,4],0)	χ^2_{hitung}	5,79	35,41	43,20	44,38
	df	3	9	15	21
	<i>P-Value</i>	0,1225	<0,0001	0,0001	0,0021

Tabel 4.24 Uji Asumsi Residual Distribusi Normal

Model	D	<i>P-Value</i>
ARMA (1,1)	0,121	<0,010
ARMA (1,0)	0,128	<0,010
ARMA (0,1)	0,126	<0,010
ARMA (0,[3])	0,139	<0,010
ARMA ([3],0)	0,141	<0,010
ARMA ([1,3],0)	0,117	<0,010
ARMA (0,[1,3])	0,112	<0,010
ARMA ([1,3,4],0)	0,116	<0,010

e. Pemilihan Model Terbaik

Nilai MSD yang terkecil dipilih sebagai model terbaik. Berikut adalah model terbaik yang didapatkan dari nilai MSD masing-masing dugaan model ARMA.

Tabel 4.25 Pemilihan Model Terbaik

Model	MSD
ARMA (1,0)	0.001094
ARMA (0,1)	0.001094
ARMA (0,[3])	0.001084
ARMA ([3],0)	0.001085
ARMA ([1,3],0)	0.001086

Pada Tabel 4.25 menunjukkan nilai MSD dari masing-masing model dugaan dengan mempertimbangkan nilai MSD terkecil. Sehingga berdasarkan Tabel 4.30 diperoleh model terbaik untuk *return* saham PNIN adalah ARMA (0,[3]). Model ARMA terbaik berdasarkan MSD terkecil adalah sebagai berikut.

$$r_t = a_t - 0,071a_{t-3}$$

Return saham PNIN dipengaruhi oleh kesalahan *return* saham pada tiga hari yang lalu.

4.2.6 GARCH *Return* Saham PNIN

a. Uji *Lagrange Multiplier*

Uji *Lagrange Multiplier* (LM) dilakukan untuk mengetahui keberadaan efek ketidakhomogenan dalam varian residual model ARMA. *P-Value* pada Tabel 4.26 dan 4.27 menunjukkan bahwa pada setiap *lag* kurang dari α sebesar 0,05, artinya bahwa terjadi kasus heteroskedastisitas pada *return* saham PNIN.

Tabel 4.26 Uji LM Residual ARMA

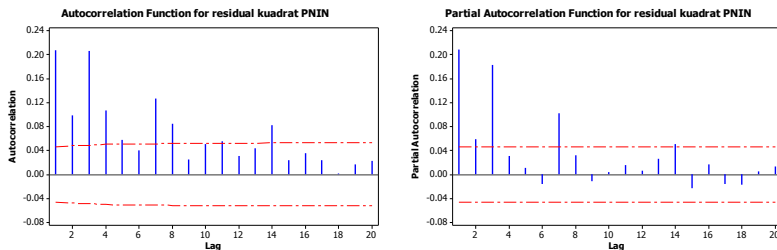
Lag	PNIN	<i>P-Value</i>
1	72,214	<0,0001
2	78,263	<0,0001
3	132,851	<0,0001
4	134,546	<0,0001
5	134,664	<0,0001
6	135,007	<0,0001
7	150,192	<0,0001

Tabel 4.27 Uji LM Residual ARMA (Lanjutan)

Lag	PNIN	P-Value
8	152,297	<0,0001
9	152,525	<0,0001
10	152,546	<0,0001
11	152,822	<0,0001
12	152,829	<0,0001

b. Identifikasi Model

Identifikasi model GARCH dengan melihat plot ACF dan PACF yang didapatkan dari residual kuadrat dari model terbaik AR-MA pada *return* saham PNIN.

**Gambar 4.11** Plot ACF dan PACF residual kuadrat *return* saham PNIN

Plot ACF dan PACF yang ditunjukkan oleh Gambar 4.11 menunjukkan residual kuadrat *cut off* pada lag 1,2,3,4 dan 5 berdasar plot ACF sedangkan berdasar plot PACF residual kuadrat *cut off* pada lag 1, 2, dan 3.

c. Estimasi dan Uji Signifikansi Parameter Model

Berdasarkan plot ACF dan PACF yang diperoleh, selanjutnya dapat dilakukan estimasi dan uji signifikansi parameter model sebagai berikut. Berdasarkan Tabel 4.28 dapat dilihat bahwa terdapat dua model dugaan GARCH yang parameternya telah signifikan karena *P-Value* kurang dari α sebesar 0,05. Sehingga perlu dilakukan pemilihan model terbaik dengan menggunakan kriteria AIC dan SBC terkecil. Berdasarkan pemilihan model terbaik yang disajikan pada Tabel 4.29, dapat disimpulkan bahwa model terbaik untuk *return* saham PNIN adalah model GARCH (1,2).

Tabel 4.28 Estimasi dan Signifikansi Model GARCH

Model	Par	Estimasi	t_{hitung}	$P\text{-Value}$
GARCH (1,1)	ω	0,00003	13,34	<0,0001
	α_1	0,13090	15,99	<0,0001
	β_1	0,82180	89,50	<0,0001
GARCH (1,2)	ω	0,00005	12,37	<0,0001
	α_1	0,20040	15,31	<0,0001
	β_1	0,11060	2,90	0,0037
	β_2	0,62070	17,65	<0,0001

Tabel 4.29 Pemilihan Model Terbaik

Model	AIC	SBC
GARCH (1,1)	-8563.037	-8546.553
GARCH (1,2)	-8576.514	-8554.536

$$\sigma_t^2 = 0,00005 + 0,11060\sigma_{t-1}^2 + 0,62070\sigma_{t-2}^2 + 0,20040a_{t-1}^2$$

Model tersebut dapat menjelaskan bahwa *return* saham PNIN dengan varians residual saham pada waktu t dipengaruhi oleh residual kuadrat pada waktu ke $t-1$ dan varians residual pada waktu ke $t-1$ dan $t-2$ serta ditentukan oleh besarnya nilai konstanta 0,00005.

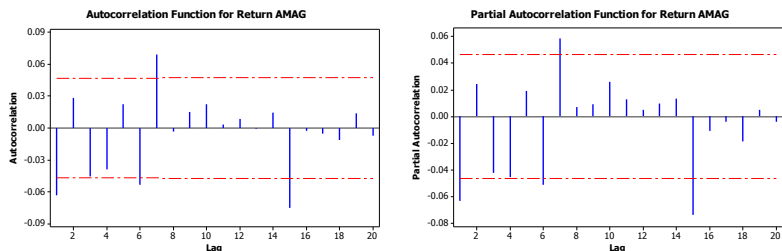
4.3 Pemodelan *Parsimony Return Saham* dengan ARMA-GARCH

Pemodelan yang dilakukan pada sub bab 4.2 dijelaskan dengan tanpa memperhatikan model *Parsimony*. Pada sub bab 4.3 akan dijelaskan pemodelan *return* masing-masing saham perusahaan dengan menggunakan model *Parsimony*.

4.3.1 Model *Parsimony ARMA Return Saham* AMAG

a. Identifikasi Model

Dalam pembentukan identifikasi awal model *Parsimony* ARMA dilakukan dengan menggunakan plot ACF dan PACF. Sebelum mendapatkan identifikasi model, dilakukan pengujian stasioneritas. Namun pengujian stasioneritas pada *return* saham AMAG telah dijelaskan pada anak sub bab 4.2.1. Sehingga dapat dilanjutkan dengan identifikasi model ACF dan PACF.



Gambar 4.12 Plot ACF dan PACF *return* saham AMAG

Identifikasi model *Parsimony* pada *return* saham AMAG dapat dilihat pada Gambar 4.12. Plot ACF dan PACF signifikan pada *lag* 1, namun dicoba juga pada *lag* 2 untuk mendapatkan model yang baik dengan membandingkan dugaan model AR (1), AR (2), MA (1), dan MA (2).

b. Estimasi dan Uji Signifikansi Parameter Model *Parsimony*

Dugaan model *Parsimony* yang didapatkan dari plot ACF dan PACF akan dilakukan estimasi dan uji signifikansi parameter. Tabel 4.30 menunjukkan hasil estimasi dan uji signifikansi parameter.

Tabel 4.30 Estimasi dan Signifikansi Model *Parsimony* ARMA

Model	Par	Estimasi	t_{hitung}	$P\text{-Value}$
ARMA (1,0)	ϕ_1	-0,061	-2,58	0,010
ARMA (0,1)	θ_1	0,058	2,46	0,014
ARMA (1,1)	ϕ_1	-0,415	-1,42	0,155
	θ_1	-0,353	-1,17	0,240
ARMA (2,0)	ϕ_1	-0,060	-2,51	0,012
	ϕ_2	0,027	1,12	0,263
ARMA (0,2)	θ_1	0,016	2,41	0,016
	θ_2	0,260	-1,14	0,260

Tabel 4.30 menunjukkan lima dugaan model hasil estimasi dan uji signifikansi parameter. $P\text{-value}$ dibandingkan dengan α sebesar 0,05. Berdasarkan hal tersebut, didapatkan dua model *Parsimony*

telah signifikan yang selanjutnya akan dilakukan *diagnostic checking* untuk mengetahui asumsi residual *white noise* dan distribusi normal.

c. *Diagnostic Checking*

Uji yang digunakan untuk mengetahui residual dugaan model *Parsimony* ARMA memenuhi asumsi *white noise* adalah dengan uji *Ljung-Box*.

Tabel 4.31 Uji Asumsi Residual *White Noise*

Model		Lag			
		6	12	18	24
ARMA (1,0)	χ^2_{hitung}	11,51	22,00	31,95	44,70
	df	5	11	17	23
	<i>P-Value</i>	0,042	0,024	0,015	0,004
ARMA (0,1)	χ^2_{hitung}	11,90	22,45	32,41	45,19
	df	5	11	17	23
	<i>P-Value</i>	0,036	0,021	0,013	0,004

Tabel 4.31 menunjukkan terdapat dua dugaan model *Parsimony* yaitu ARMA (1,0) dan ARMA (0,1) yang tidak memenuhi asumsi residual *white noise*. Tidak terpenuhinya asumsi tersebut dikarenakan adanya kasus heteroskedastisitas pada residual. Pengujian asumsi residual selanjutnya adalah uji *Kolmogorov Smirnov*.

Tabel 4.32 Uji Asumsi Residual Distribusi Normal

Model	D	<i>P-Value</i>
ARMA (1,0)	0,124	<0,010
ARMA (0,1)	0,123	<0,010

Tabel 4.32 menunjukkan *P-value* pada setiap dugaan model *Parsimony* kurang dari α sebesar 0,05. Sehingga keempat dugaan model *Parsimony* tidak memenuhi asumsi distribusi normal pada tingkat signifikansi 5%.

d. *Pemilihan Model Terbaik*

Sesuai dengan asumsi residual *white noise* dan distribusi normal, maka model *Parsimony* ARMA (1,0) dan ARMA (0,1) sebagai

dua model yang akan dipilih model mana yang akan menjadi model terbaik. Model yang terbaik akan dilanjutkan dengan metode GARCH. Pemilihan model terbaik berdasarkan kriteria MSD terkecil.

Tabel 4.33 Pemilihan Model Terbaik

Model	MSD
ARMA (1,0)	0,00080740
ARMA (0,1)	0,00080741

Berdasarkan kriteria MSD yang ditunjukkan pada Tabel 4.33 terkecil didapatkan model ARMA (1,0) sebagai model *Parsimony* ARMA terbaik dengan model sebagai berikut.

$$r_t = -0,061r_{t-1}$$

Model tersebut menjelaskan bahwa *return* saham AMAG dipengaruhi oleh *return* saham pada satu hari yang lalu.

4.3.2 Model *Parsimony* GARCH *Return* Saham AMAG

a. Uji *Lagrange Multiplier*

Pada model *Parsimony* ARMA (1,0) akan didapatkan residual, dimana residual tersebut akan digunakan untuk mengetahui adanya ketidakhomogenan dalam varian residual yang ditunjukkan pada uji *Lagrange Multiplier* (LM) sebagai berikut.

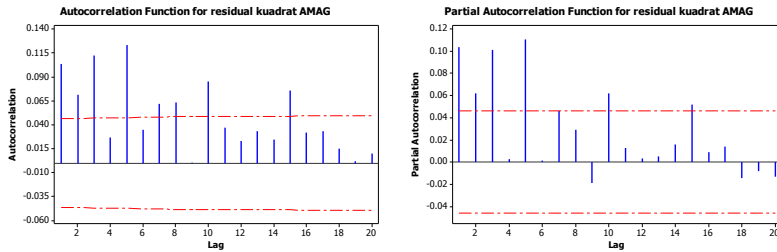
Tabel 4.34 Uji LM Residual ARMA (1,0)

Lag	AMAG	P-Value
1	19,447	<0,0001
2	26,255	<0,0001
3	44,298	<0,0001
4	44,305	<0,0001
5	65,558	<0,0001
6	65,560	<0,0001
7	69,215	<0,0001
8	70,850	<0,0001
9	71,516	<0,0001
10	78,004	<0,0001
11	78,261	<0,0001
12	78,263	<0,0001

Tabel 4.34 menunjukkan bahwa *P-Value* dengan residual ARMA (1,0) kurang dari α sebesar 0,05 sehingga pada *return* saham AMAG terjadi kasus heterokedastisitas.

b. Identifikasi Model

Plot ACF dan PACF untuk identifikasi model *Parsimony* GARCH didapatkan dari residual kuadrat model ARMA (1,0). Berikut adalah plot ACF dan PACF untuk identifikasi model GARCH.



Gambar 4.13 Plot ACF dan PACF residual kuadrat *return* saham AMAG

Gambar 4.13 menunjukkan bahwa plot ACF dan PACF residual kuadrat *return* saham AMAG tidak signifikan pada *lag* 1, 2, dan 3. Selanjutnya akan dilakukan estimasi dan uji signifikansi parameter dugaan model *Parsimony* GARCH (1,1) dengan ARMA (1,0).

c. Estimasi dan Uji Signifikansi Parameter Model *Parsimony*

Setelah didapatkan dugaan model GARCH (1,1) dengan ARMA (1,0) dilakukan estimasi dan uji signifikansi parameter sebagai berikut.

Tabel 4.35 Estimasi dan Signifikansi Model GARCH

Model	Par	Estimasi	t_{hitung}	<i>P-Value</i>
GARCH (1,1)	ω	0,00007	14,85	<0,0001
	α_1	0,11010	16,36	<0,0001
	β_1	0,81650	83,48	<0,0001

Tabel 4.35 pada model *Parsimony* ARMA (1,0) GARCH (1,1) diketahui bahwa *P-Value* kurang dari α sebesar 0,05 sehingga parameter telah signifikan secara statistik. Model *Parsimony* GARCH

(1,1) dapat dikatakan sebagai model terbaik untuk *return* saham AMAG.

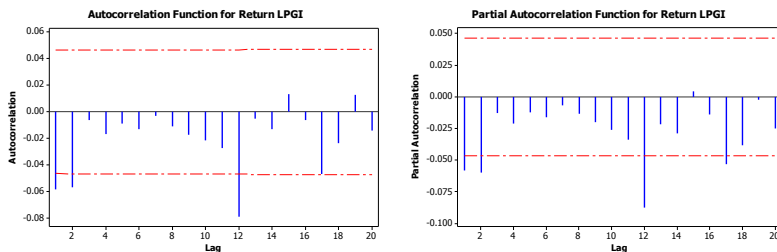
$$\sigma_t^2 = 0,00007 + 0,81650\sigma_{t-1}^2 + 0,11010a_{t-1}^2$$

Model tersebut menjelaskan bahwa *return* saham AMAG memiliki model *Parsimony* GARCH (1,1) dengan varians residual saham pada waktu t dipengaruhi oleh residual kuadrat dan varians residual pada waktu $t-1$ serta ditentukan oleh nilai konstanta 0,00007.

4.3.3 Model *Parsimony* ARMA *Return* Saham LPGI

a. Identifikasi Model

Sebelum identifikasi awal model *Parsimony* ARMA *return* saham LPGI dilakukan pengujian stasioneritas. Pengujian stasioneritas *return* saham LPGI telah dijelaskan pada anak sub bab 4.2.3, sehingga dapat dilanjutkan untuk mengidentifikasi model *Parsimony* ARMA berdasarkan plot ACF dan PACF sebagai berikut.



Gambar 4.14 Plot ACF dan PACF *return* saham LPGI

Gambar 4.14 menunjukkan bahwa plot ACF signifikan pada lag 1 dan 2, begitu pula pada plot PACF signifikan pada lag 1 dan 2. Sehingga didapatkan dugaan model *Parsimony* AR (1), AR (2), MA (1), dan MA (2)..

b. Estimasi dan Uji Signifikansi Parameter Model *Parsimony*

Plot ACF dan PACF yang telah didapatkan dan dugaan awal model *Parsimony* juga telah ditentukan, maka selanjutnya adalah melakukan estimasi dan uji signifikansi parameter sebagai berikut.

Tabel 4.36 Estimasi dan Signifikansi Model *Parsimony* ARMA

Model	Par	Estimasi	t_{hitung}	P -Value
ARMA (1,1)	ϕ_1	0,831	12,23	<0,0001
	θ_1	0,882	15,35	<0,0001
ARMA (1,0)	ϕ_1	-0,055	-2,32	0,0202
ARMA (0,1)	θ_1	0,062	2,62	0,0090
ARMA (2,0)	ϕ_1	-0,058	-2,46	0,0142
	ϕ_2	-0,057	-2,39	0,0169
ARMA (0,2)	θ_1	0,059	2,50	0,0126
	θ_2	0,056	2,37	0,0181

Berdasarkan Tabel 4.36, diketahui bahwa dari kelima dugaan awal model *Parsimony* ARMA pada *return* saham LPGI terdapat tiga dugaan model telah signifikan. Hal ini diketahui pada P -value lima dugaan model tersebut kurang dari α sebesar 0,05. selanjutnya akan dilakukan *diagnostic checking* untuk mengetahui asumsi residual *white noise* dan distribusi normal.

c. *Diagnostic Checking*

Pengujian pertama untuk *diagnostic checking* adalah uji *Ljung-Box*. Uji ini untuk mengetahui residual dugaan model *Parsimony* ARMA memenuhi asumsi *white noise* atau tidak. Berdasarkan hasil P -value yang ditunjukkan pada Tabel 4.37, didapatkan lima dugaan model *Parsimony* ARMA memenuhi asumsi *white noise*. Pengujian selanjutnya adalah pengujian asumsi residual distribusi normal dengan menggunakan uji *Kolmogorov Smirnov*. P -value yang ditunjukkan pada lima dugaan model *Parsimony* diatas menunjukkan bahwa kurang dari α sebesar 0,05. Sehingga kelima model dugaan *Parsimony* tersebut tidak memenuhi asumsi distribusi normal pada tingkat signifikansi 5%.

Tabel 4.37 Uji Asumsi Residual *White Noise*

Model		Lag			
		6	12	18	24
ARMA (1,1)	χ^2_{hitung}	2,67	12,86	17,03	27,83
	df	4	10	16	22
	<i>P-Value</i>	0,614	0,231	0,384	0,181
ARMA (1,0)	χ^2_{hitung}	6,50	20,14	25,47	35,81
	df	5	11	17	23
	<i>P-Value</i>	0,261	0,044	0,085	0,043
ARMA (0,1)	χ^2_{hitung}	5,88	19,78	25,17	35,59
	df	5	11	17	23
	<i>P-Value</i>	0,318	0,048	0,091	0,045
ARMA (2,0)	χ^2_{hitung}	1,10	16,15	21,47	31,93
	df	4	10	16	22
	<i>P-Value</i>	0,895	0,096	0,161	0,079
ARMA (0,2)	χ^2_{hitung}	0,76	16,05	21,36	31,86
	df	5	11	17	23
	<i>P-Value</i>	0,943	0,098	0,165	0,080

Tabel 4.38 Uji Asumsi Residual Distribusi Normal

Model	D	<i>P-Value</i>
ARMA (1,1)	0,247	<0,010
ARMA (1,0)	0,260	<0,010
ARMA (0,1)	0,258	<0,010
ARMA (2,0)	0,249	<0,010
ARMA (0,2)	0,248	<0,010

d. Pemilihan Model Terbaik

Kelima dugaan model *Parsimony* tersebut akan ditentukan model mana yang menjadi model terbaik. Pemilihan model terbaik didapatkan dari nilai MSD terkecil sebagai berikut. Tabel 4.39 menunjukkan berdasarkan kriteria MSD terkecil didapatkan model ARMA (0,1) menjadi model terbaik dari *return* saham LPGI.

Tabel 4.39 Pemilihan Model Terbaik

Model	MSD
ARMA (1,1)	0.00010297
ARMA (1,0)	0.00010293
ARMA (0,1)	0.00010288
ARMA (2,0)	0.00010294
ARMA (0,2)	0.00010294

$$r_t = a_t - 0,062a_{t-1}$$

Return saham LPGI berdasarkan model diatas dipengaruhi oleh kesalahan *return* saham pada satu hari yang lalu.

4.3.4 Model *Parsimony* GARCH *Return* Saham LPGI

a. Uji *Lagrange Multiplier*

Untuk mengetahui adanya ketidakhomogenan dalam varians residual dapat ditunjukkan dengan uji *Lagrange Multiplier* (LM) sebagai berikut.

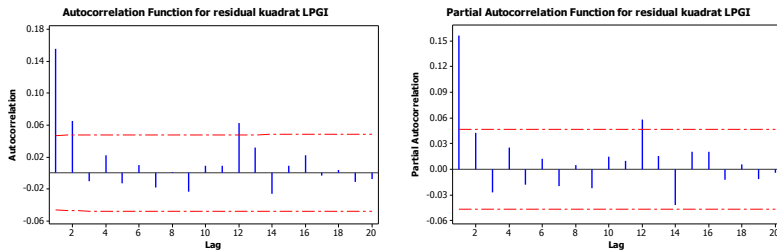
Tabel 4.40 Uji LM Residual ARMA (0,1)

Lag	LPGI	<i>P-Value</i>
1	43,857	<0,0001
2	46,874	<0,0001
3	48,094	<0,0001
4	49,243	<0,0001
5	49,847	<0,0001
6	50,087	<0,0001
7	50,695	<0,0001
8	50,716	<0,0001
9	51,456	<0,0001
10	51,833	<0,0001
11	51,980	<0,0001
12	58,304	<0,0001

P-Value yang ditunjukkan pada Tabel 4.40 kurang dari α sebesar 0,05, sehingga dapat dikatakan bahwa residual ARMA (0,1) pada *return* saham LPGI mengalami kasus heteroskedastisitas.

b. Identifikasi Model

Identifikasi model *Parsimony* GARCH didapatkan dari plot ACF dan PACF. Plot ACF dan PACF berasal dari residual kuadrat model ARMA (0,1).



Gambar 4.15 Plot ACF dan PACF residual kuadrat *return* saham LPGI

Berdasarkan plot ACF dan PACF residual kuadrat *return* saham LPGI yang ditunjukkan pada Gambar 4.15, untuk plot ACF signifikan pada *lag* 1 dan 2, sedangkan pada plot PACF signifikan pada *lag* 1. Selanjutnya dilakukan estimasi dan uji signifikansi parameter dugaan model GARCH (1,1).

c. Estimasi dan Uji Signifikansi Parameter Model *Parsimony*

Estimasi dan uji signifikansi parameter untuk model GARCH (1,1) ditunjukkan pada hipotesis dan Tabel 4.41 sebagai berikut.

Tabel 4.41 Estimasi dan Signifikansi Model GARCH

Model	Par	Estimasi	t_{hitung}	$P\text{-Value}$
GARCH (1,1)	ω	0,0007	21,74	<0,0001
	α_1	0,2439	12,10	<0,0001
	β_1	0,2976	10,18	<0,0001

Berdasarkan model *Parsimony* GARCH (1,1) yang ditunjukkan pada Tabel 4.41 didapatkan bahwa GARCH (1,1) memiliki nilai $P\text{-Value}$ kurang dari α sebesar 0,05, sehingga model GARCH (1,1) menjadi model terbaik untuk *return* saham LPGI.

$$\sigma_t^2 = 0,0007 + 0,2976\sigma_{t-1}^2 + 0,2439a_{t-1}^2$$

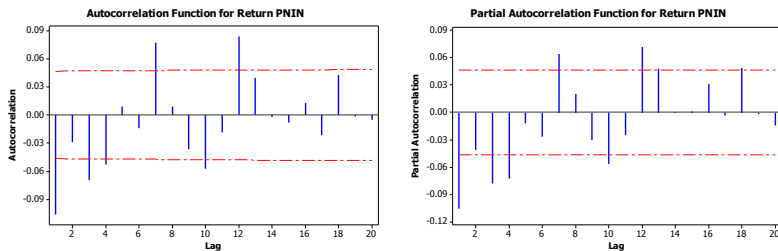
Model diatas menjelaskan bahwa *return* saham LPGI didapatkan model *Parsimony* GARCH (1,1) dengan varian residual saham

pada waktu ke t dipengaruhi oleh residual kuadrat dan varians residual pada waktu $t-1$ serta ditentukan oleh nilai konstanta sebesar 0,0007.

4.3.5 Model *Parsimony* ARMA Return Saham PNIN

a. Identifikasi Model

Dalam mengidentifikasi awal model *Parsimony* ARMA pada *return* saham PNIN, sebelumnya dilakukan pengujian stasioneritas. Pengujian stasioneritas telah dijelaskan pada anak sub bab 4.2.5. Sehingga akan dilanjutkan untuk mengidentifikasi awal model *Parsimony* ARMA berdasarkan plot ACF dan PACF sebagai berikut.



Gambar 4.16 Plot ACF dan PACF *return* saham PNIN

Berdasarkan plot ACF dan PACF yang disajikan pada Gambar 4.16, diketahui bahwa pada plot ACF dan PACF signifikan pada *lag* 1, namun perlu dicoba juga pada *lag* 2 untuk mendapatkan model *Parsimony* ARMA.

b. Estimasi dan Uji Signifikansi Parameter Model *Parsimony*

Setelah didapatkan dugaan awal model dari plot ACF dan PACF, langkah selanjutnya adalah melakukan estimasi dan uji signifikansi parameter. Tabel 4.42 menunjukkan bahwa terdapat empat dugaan model *P-value* kurang dari α sebesar 0,05. Sehingga dapat disimpulkan bahwa parameter keempat model tersebut signifikan. Selanjutnya akan dilakukan *diagnostic checking* untuk mengetahui asumsi residual *white noise* dan distribusi normal.

Tabel 4.42 Estimasi dan Signifikansi Model *Parsimony* ARMA

Model	Par	Estimasi	t_{hitung}	<i>P-Value</i>
ARMA (1,1)	ϕ_1	0,548	5,08	<0,0001
	θ_1	0,664	6,89	<0,0001
ARMA (1,0)	ϕ_1	-0,105	-4,44	<0,0001
ARMA (0,1)	θ_1	0,116	4,91	<0,0001
ARMA (2,0)	ϕ_1	-0,109	-4,59	<0,0001
	ϕ_2	-0,039	-1,66	0,0977
ARMA (0,2)	θ_1	0,119	5,01	<0,0001
	θ_2	0,052	2,19	0,0288

c. Diagnostic Checking

Uji *Ljung-Box* digunakan untuk *diagnostic checking* asumsi residual dugaan model *Parsimony* ARMA adalah sebagai berikut.

Tabel 4.43 Uji Asumsi Residual *White Noise*

Model		Lag			
		6	12	18	24
ARMA (1,1)	χ^2_{hitung}	5,97	37,68	46,71	47,83
	df	4	10	16	22
	<i>P-Value</i>	0,2016	<0,0001	<0,0001	0,0011
ARMA (1,0)	χ^2_{hitung}	21,21	57,62	66,22	67,71
	df	5	11	17	23
	<i>P-Value</i>	0,0007	<0,0001	<0,0001	<0,0001
ARMA (0,1)	χ^2_{hitung}	20,24	56,28	65,03	66,56
	df	5	11	17	23
	<i>P-Value</i>	0,0011	<0,0001	<0,0001	<0,0001
ARMA (0,2)	χ^2_{hitung}	16,21	48,80	57,68	59,21
	df	4	10	16	22
	<i>P-Value</i>	0,0028	<0,0001	<0,0001	<0,0001

Tabel 4.43 menunjukkan keempat model dugaan *Parsimony* tidak memenuhi asumsi residual *white noise*. Tidak memenuhinya asumsi residual tersebut dikarenakan adanya kasus heteroskedasti-

sitas pada residual. Selanjutnya dilakukan pengujian asumsi kedua yaitu pengujian asumsi residual distribusi normal dengan menggunakan uji *Kolmogorov Smirnov*.

Tabel 4.44 Uji Asumsi Residual Distribusi Normal

Model	D	<i>P-Value</i>
ARMA (1,1)	0,121	<0,010
ARMA (1,0)	0,128	<0,010
ARMA (0,1)	0,126	<0,010
ARMA (0,2)	0,125	<0,010

Berdasarkan *P-value* pada uji *Kolmogorov Smirnov*, nilai tersebut kurang dari α sebesar 0,05. Sehingga dapat disimpulkan bahwa keempat model diatas tidak memenuhi asumsi distribusi normal.

d. Pemilihan Model Terbaik

Pemilihan model terbaik dilakukan dari nilai MSD terkecil. Berikut adalah nilai MSD terkecil dari empat dugaan model *Parsimony* ARMA pada *return* saham PNIN.

Tabel 4.45 Pemilihan Model Terbaik

Model	MSD
ARMA (1,1)	0,0010928
ARMA (1,0)	0,0010943
ARMA (0,1)	0,0010944
ARMA (0,2)	0,0010935

Tabel 4.45 menunjukkan bahwa kriteria MSD terkecil terdapat pada model ARMA (1,1). Sehingga model ARMA (1,1) menjadi model *Parsimony* terbaik dengan model sebagai berikut.

$$r_t = 0.548r_{t-1} + a_t - 0.664a_{t-1}$$

Model diatas menjelaskan bahwa *return* saham PNIN dipengaruhi oleh kesalahan *return* saham pada satu hari dan dua hari yang lalu.

4.3.6 Model Parsimony GARCH Return Saham PNIN

a. Uji Lagrange Multiplier

Residual model *Parsimony* ARMA (1,1) akan digunakan untuk mengetahui adanya ketidakhomogenan dalam varians residual dengan uji *Lagrange Multiplier* (LM) sebagai berikut.

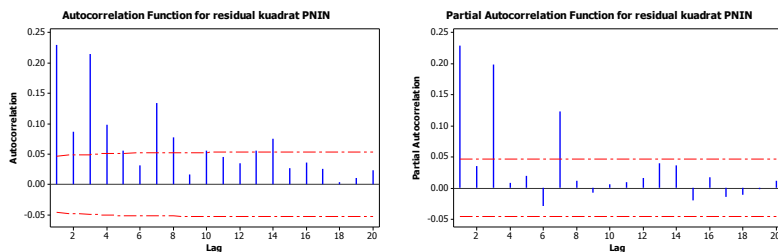
Tabel 4.46 Uji LM Residual ARMA (1,1)

Lag	PNIN	<i>P-Value</i>
1	92,899	<0,0001
2	95,334	<0,0001
3	149,637	<0,0001
4	149,759	<0,0001
5	150,489	<0,0001
6	151,348	<0,0001
7	172,492	<0,0001
8	173,079	<0,0001
9	173,451	<0,0001
10	173,483	<0,0001
11	173,624	<0,0001
12	173,920	<0,0001

Tabel 4.46 menunjukkan *P-Value* kurang dari α sebesar 0,05 sehingga residual ARMA (1,1) pada *return* saham PNIN terjadi kasus heterokedastisitas.

b. Identifikasi Model

Berikut adalah identifikasi model GARCH yang didapatkan dari residual kuadrat model ARMA (1,1).



Gambar 4.17 Plot ACF dan PACF residual kuadrat *return* saham PNIN

Pada Gambar 4.17 menunjukkan plot ACF signifikan pada *lag* 1, 2, 3, 4, dan 5. Plot PACF signifikan pada *lag* 1 dan 3. Selanjutnya

akan dilakukan estimasi dan uji signifikansi parameter dugaan model *Parsimony* GARCH (1,1) dan GARCH (1,3).

c. Estimasi dan Uji Signifikansi Parameter Model *Parsimony*

Berikut adalah hasil estimasi dan uji signifikansi parameter pada dugaan model GARCH (1,1) dan GARCH (1,3).

Tabel 4.47 Estimasi dan Signifikansi Model GARCH

Model	Par	Estimasi	t_{hitung}	$P\text{-Value}$
GARCH (1,1)	ω	0,00004	13,79	<0,0001
	α_1	0,13730	15,59	<0,0001
	β_1	0,80560	79,13	<0,0001

Berdasarkan Tabel 4.47 didapatkan bahwa model GARCH (1,1) diatas memiliki $P\text{-Value}$ kurang dari α sebesar 0,05, artinya bahwa parameter model tersebut telah signifikan. Sehingga model GARCH (1,1) dipilih sebagai model terbaik GARCH.

$$\sigma_t^2 = 0.00004 + 0.80560\sigma_{t-1}^2 + 0.13730a_{t-1}^2$$

Model diatas menjelaskan *return* saham PNIN dipengaruhi oleh residual kuadrat dan varians residual pada waktu t-1 serta ditentukan oleh nilai konstanta sebesar 0,00004.

4.4 Perhitungan *Value at Risk* dengan Pendekatan ARMA-GARCH

Estimasi risiko *return* saham perusahaan AMAG, LPGI, dan PNIN menggunakan pendekatan ARMA-GARCH dengan kuantil sebesar 5%. Estimasi risiko dilakukan pada model *Parsimony* hal ini dilakukan karena pada model *Parsimony* karena model GARCH yang didapatkan hampir tidak jauh berbeda antara model *non Parsimony*. Pada perhitungan VaR diasumsikan bahwa model ARMA-GARCH telah memenuhi asumsi residual. Berikut adalah hasil asumsi residual model *non Parsimony* dan *Parsimony* sesuai model terbaik GARCH masing-masing dengan uji *Kolmogorov Smirnov*.

Tabel 4.48 Uji Asumsi Residual Distribusi Normal

Saham	Model	D	P-Value
AMAG	ARMA ([7],[7]) GARCH (1,2)	0,118	<0,010
	ARMA (1,0) GARCH (1,1)	0,124	<0,010
LPGI	ARMA ([2],[2]) GARCH (1,1)	0,258	<0,010
	ARMA (0,1) GARCH (1,1)	0,258	<0,010
PNIN	ARMA (0,[3]) GARCH (1,2)	0,139	<0,010
	ARMA (1,1) GARCH (1,1)	0,122	<0,010

4.4.1 Value at Risk Perusahaan AMAG

Berikut ini merupakan perhitungan estimasi VaR dengan pendekatan ARMA-GARCH *return* saham perusahaan AMAG dengan model *Parsimony* ARMA (1,0) GARCH (1,1). Apabila waktu investasi terjadi pada t ke 1799 (1 Mei 2017), maka nilai VaR *return* saham dapat dilihat pada Tabel 4.49.

Tabel 4.49 Estimasi Risiko AMAG dengan VaR Pendekatan ARMA-GARCH

r_t	σ_t^2	VaR (95%)	Loss
0,002477817	0,000902451	-0,047089529	-47,089,529

$$\begin{aligned}
 \text{Perhitungan VaR (95\%)} &= r_t + Z_{\alpha} \sigma_t \\
 &= 0,002477817 + (-1,65(0,000902451)^{1/2}) \\
 &= -0,047089529
 \end{aligned}$$

$$\begin{aligned}
 \text{Loss} &= \text{VaR (95\%)} \times \text{Besar Investasi} \\
 &= -0,047089529 \times \text{Rp } 1.000.000.000,- \\
 &= \text{Rp } 47.089.529,-
 \end{aligned}$$

Estimasi risiko pada AMAG pada tabel diatas menjelaskan bahwa dengan pendekatan ARMA-GARCH, jika investor menanamkan modalnya sebesar Rp 1.000.000.000,- pada perusahaan AMAG dengan tingkat keyakinan 95%, maka investor akan mengalami kerugian maksimum sebesar Rp 47.089.529,-

4.4.2 Value at Risk Perusahaan LPGI

Perhitungan estimasi VaR dengan pendekatan ARMA-GARCH *return* saham perusahaan LPGI dengan model ARMA (0,1) GARCH (1,1) pada t ke 1799 (1 Mei 2017) adalah sebagai berikut.

Tabel 4.50 Estimasi Risiko LPGI dengan VaR Pendekatan ARMA-GARCH

r_t	σ_t^2	VaR (95%)	Loss
0,000017612	0,001413593	-0,062018734	-62,018,734

$$\begin{aligned}
 \text{Perhitungan VaR (95\%)} &= r_t + Z_\alpha \sigma_t \\
 &= 0,000017612 + (-1,65(0,001413593)^{1/2}) \\
 &= -0,062018734
 \end{aligned}$$

$$\begin{aligned}
 \text{Loss} &= \text{VaR (95\%)} \times \text{Besar Investasi} \\
 &= -0,062018734 \times \text{Rp } 1.000.000.000,- \\
 &= \text{Rp } 62.018.734,-
 \end{aligned}$$

Tabel 4.50 menjelaskan estimasi risiko pada perusahaan LPGI dengan pendekatan ARMA-GARCH. Apabila investor menanamkan modal sebesar Rp 1.000.000.000,- dengan tingkat keyakinan 95% pada perusahaan LPGI, maka investor akan mengalami kerugian sebesar Rp 62.018.734,-

4.4.3 Value at Risk Perusahaan PNIN

Perusahaan terakhir yang dapat dihitung estimasi risiko adalah perusahaan PNIN. Berikut merupakan perhitungan estimasi VaR dengan pendekatan ARMA-GARCH pada *return* saham perusahaan PNIN pada t ke 1799 (1 Mei 2017).

Tabel 4.51 Estimasi Risiko LPGI dengan VaR Pendekatan ARMA-GARCH

r_t	σ_t^2	VaR (95%)	Loss
0,001016828	0,000593982	-0,03919654	-39,196,540

$$\begin{aligned}
 \text{Perhitungan VaR (95\%)} &= r_t + Z_\alpha \sigma_t \\
 &= 0,001016828 + (-1,65(0,000593982)^{1/2}) \\
 &= -0,03919654
 \end{aligned}$$

$$\begin{aligned}
 \text{Loss} &= \text{VaR (95\%)} \times \text{Besar Investasi} \\
 &= -0,03919654 \times \text{Rp } 1.000.000.000,- \\
 &= \text{Rp } 39.196.540,-
 \end{aligned}$$

Perhitungan nilai risiko disajikan pada Tabel 4.51. Pada tabel tersebut dijelaskan bahwa dengan tingkat keyakinan 95%, seorang investor akan mengalami kerugian maksimum sebesar Rp 39.196.540,- jika ia menanamkan modal sebesar Rp 1.000.000.000,-.

Halaman ini sengaja dikosongkan

BAB V

KESIMPULAN DAN SARAN

5.1 Kesimpulan

Berdasarkan hasil analisis dan pembahasan pada data *return* harian saham AMAG, LPGI, dan PNIN diperoleh kesimpulan sebagai berikut.

1. Ketiga saham perusahaan memberikan nilai rata-rata *return* yang positif sehingga dapat dikatakan bahwa ketiga perusahaan memberikan keuntungan bagi investor. Saham perusahaan LPGI memiliki potensi risiko yang paling tinggi karena nilai standar deviasi yang tinggi dan ketiga saham tersebut tidak berdistribusi normal.
2. Pemodelan ARMA-GARCH secara *non-parsimony* pada *return* saham AMAG, LPGI, dan PNIN dapat diperoleh bahwa model ARMA terbaik untuk *return* saham AMAG adalah ARMA ([7],[7]) dan model GARCH terbaik adalah GARCH (1,2). Pada *return* saham LPGI diperoleh model ARMA terbaik adalah ARMA ([2],[2]) dan model GARCH terbaik adalah GARCH (1,1). *Return* saham terakhir yaitu *return* saham PNIN diperoleh model ARMA terbaik adalah ARMA (0,[3]) dan model GARCH terbaik adalah GARCH (1,2). Pemodelan ARMA-GARCH secara *parsimony* pada *return* saham AMAG diperoleh model terbaik ARMA (1,0) GARCH (1,1). Model terbaik *return* saham LPGI adalah ARMA (0,1) GARCH (1,1) dan *return* saham PNIN diperoleh model terbaik ARMA (1,1) GARCH (1,1).
3. Perhitungan *Value at Risk* dengan pendekatan ARMA-GARCH *parsimony* didapatkan investor akan mengalami kerugian maksimum pada t ke 1799 (1 Mei 2017) sebesar Rp 47.089.529,- apabila investor menanamkan modalnya sebesar Rp 1.000.000.000,- pada perusahaan AMAG, begitu pula pada perusahaan LPGI, seorang investor akan mengalami kerugian maksimum sebesar Rp 62.018.734,-. dan pada perusahaan PNIN seorang investor akan mengalami kerugian maksimum

sebesar Rp 39.196.540,- apabila menanamkan modal yang sama dengan tingkat keyakinan 95%.

5.2 Saran

Hasil perhitungan estimasi risiko menggunakan metode VaR dengan pendekatan ARMA-GARCH masih menghasilkan asumsi residual yang tidak berdistribusi normal, maka dapat disarankan untuk dapat menghitung estimasi risiko menggunakan metode VaR untuk asumsi yang tidak berdistribusi normal. Selain menggunakan metode tersebut, dapat juga untuk mengatasi asumsi residual yang tidak berdistribusi normal dengan metode lain, salah satunya adalah Copula GARCH yang tidak memerlukan asumsi normalitas bersama dan dapat menangkap *tail dependence* diantara masing-masing variabel.

DAFTAR PUSTAKA

- Almawadi, I. (2017, Maret 31). *Di Tengah Dominasi Perbankan, Saham Asuransi Ini Sudah Naik Lebih Dari 100% [On-Line]* 2 Juni 2017. Retrieved from Bareksa: www.bareksa.com
- Bowerman, B. L., & O'Connell, R. T. (1993). *Forecasting and Time Series: An Applied Approach*, edition. Belmont. California: Duxbury Press.
- Burhani, F. J., Fariyanti, A., & Jahroh, S. (2013). Analisis Volatilitas Harga Daging Sapi Potong dan Ayam Broiler di Indonesia. *Departemen Agribisnis, Institut Pertanian Bogor*, 19.
- Chan, N. H., & Wong, H. Y. (2015). *Simulation Techniques in Financial Risk Management, Second Edition*. Hoboken: New Jersey: John Wiley & Sons Inc.
- Chandra, R. (2010). Analisis Pemilihan Saham oleh Investor Asing di Bursa Efek Indonesia. *Bisnis&Birokrasi, Jurnal Ilmu Administrasi dan Organisasi*, 101.
- Cryer, J. D., & Chan, K. S. (2008). *Time Series Analysis with Applications in R. Second Edition*. New York: Springer.
- Daniel, W. W. (1989). *Statistik Nonparametrik Terapan*. Diterjemahkan oleh: Alex Tri Kantjono. Jakarta: PT. Gramedia.
- Engle, R. F., & Sokalska, M. E. (2012). Forecasting Intraday Volatility in the US Equity Market with Multiplicative Component GARCH. *Financial Econometrics*, 54-83.
- Gujarati, D. N. (2004). *Basic Econometrics, Fourth Edition*. The Mcgraw: Hill Companies.
- Harvey, A. C. (2014). Dynamic Models For Volatility and Heavy Tails With Applications to Financial and Economic Time Series. *Time Series Analysis*, 187-188.
- Heston, S. L., & Nandi, S. (2000). A Closed-Form GARCH Option Valuation Model. *Financial Studies*, 585-625.

- Manganelli, S., & Engle, R. F. (2001). Value at Risk Models in Finance. *Working Paper no 75 Wuropean Central Bank (ECB) Germany*.
- Nastiti, K. L. (2012). Analisis Volatilitas Saham Perusahaan Go Public dengan Metode ARCH-GARCH. *Jurnal Sains dan Seni ITS*, 259.
- Simorangkir, E. (2016, October 03). *Detik Finance [On-Line] Dikutip 15 Maret 2017*. Retrieved from Detik.com: m.detik.com/finance
- Tarigan, H. S. (2015). Estimasi VaR Portofolio Saham yang Tergabung dalam Indeks LQ45 Periode Agustus 2014 sampai Januari 2015 Menggunakan Metode Copula GARCH. *Jurnal Sains dan Seni ITS*, 299.
- Tsay, R. S. (2010). *Analysis of Financial Time Series 3rd Edition*. New Jersey: John Willey and Sons.
- Wei, W. W. (2006). *Time Series Analysis: Univariate and Multivariate Methods, Second Edition*. New York: Pearson.

LAMPIRAN

Lampiran 1. Data Harga Penutupan Saham

Hari	AMAG	LPGI	PNIN
1	96	455	270
2	97	520	260
3	97	510	265
4	97	500	255
5	97	500	250
6	96	500	265
7	97	510	275
8	95	500	260
9	100	510	275
10	97	490	275
11	98	490	265
12	98	520	265
13	97	520	275
14	96	450	275
15	99	500	275
⋮	⋮	⋮	⋮
⋮	⋮	⋮	⋮
1792	438	5750	880
1793	438	5750	880
1794	438	5750	870
1795	436	5800	850
1796	436	5800	850
1797	436	5775	865
1798	438	5750	850
1799	420	5750	850

Lampiran 2. *Data Return Saham*

Hari	Return AMAG	Return LPGI	Return PNIN
1	0.010416667	0.142857143	-0.037037037
2	0	-0.019230769	0.019230769
3	0	-0.019607843	-0.037735849
4	0	0	-0.019607843
5	-0.010309278	0	0.06
6	0.010416667	0.02	0.037735849
7	-0.020618557	-0.019607843	-0.054545455
8	0.052631579	0.02	0.057692308
9	-0.03	-0.039215686	0
10	0.010309278	0	-0.036363636
11	0	0.06122449	0
12	-0.010204082	0	0.037735849
13	-0.010309278	-0.134615385	0
14	0.03125	0.111111111	0
15	-0.04040404	-0.1	0
⋮	⋮	⋮	⋮
⋮	⋮	⋮	⋮
⋮	⋮	⋮	⋮
1791	0.052884615	0	0
1792	0	0	0
1793	0	0	-0.011363636
1794	-0.00456621	0.008695652	-0.022988506
1795	0	0	0
1796	0	-0.004310345	0.017647059
1797	0.004587156	-0.004329004	-0.01734104
1798	-0.04109589	0	0

Lampiran 3. Syntax SAS ARMA ([7],[7]) Saham AMAG
(*outsample*)

```

data ReturnAMAG;
input x;
datalines;
0.010417
0.000000
0.000000
0.000000
-0.010309
...
-0.004082
0.000000
0.000000
0.000000
0.000000
;
proc arima data=ReturnAMAG;
identify var = x(0);
run;
estimate p=(7) q=(7) noconstant method=cls;
forecast out= ramalan lead=20;
run;
outlier maxnum=5 alpha=0.05;
proc print data=ramalan;
run;
proc univariate data=ramalan normal;
var residual;
run;
proc export data=work.ramalan
outfile="d:\part 3\ramalanAMAGoutsample.xls"
dbms=excel97
replace;
sheet="1";
run;

```

Lampiran 4. Syntax SAS ARMA ([7],[7]) GARCH (1,2) Saham AMAG

```

data ReturnAMAG;
input x;
datalines;
0.010417
0.000000
0.000000
0.000000
-0.010309
...
-0.00456621
0
0
0.004587156
-0.04109589
;
proc arima data=ReturnAMAG;
identify var = x(0);
run;
estimate p=(7) q=(7) noconstant method=cls;
forecast out= ramalan lead=20;
run;
proc print data=ramalan;
run;
proc univariate data=ramalan normal;
var residual;
run;
proc autoreg data=ramalan;
model residual=/archtest noint;
model residual=/noint garch=(p=2, q=1);
output out=r cev=vhat;
run;
proc export data=r
outfile="d:\part 3\garchAMAG.xls"
dbms=excel97
replace;
run;

```


Lampiran 5. Syntax SAS ARMA ([2],[2]) Saham LPGI
(*outsample*)

```

data ReturnLPGI;
input x;
datalines;
0.142857143
-0.019230769
-0.019607843
0
0
...
0.013333
-0.008772
0.008850
0.000000
-0.008772
;
proc arima data=ReturnLPGI;
identify var = x(0);
run;
estimate p=(2) q=(2) noconstant method=cls;
forecast out= ramalan lead=20;
run;
outlier maxnum=5 alpha=0.05;
proc print data=ramalan;
run;
proc univariate data=ramalan normal;
var residual;
run;
proc export data=work.ramalan
outfile="d:\part 3\ramalanLPGIoutsample.xls"
dbms=excel97
replace;
sheet="1";
run;

```

Lampiran 6. Syntax SAS ARMA ([2],[2]) GARCH (1,1) Saham LPGI

```

data ReturnLPGI;
input x;
datalines;
0.142857143
-0.019230769
-0.019607843
0
0
...
0.008695652
0
-0.004310345
-0.004329004
0
;
proc arima data=ReturnLPGI;
identify var = x(0);
run;
estimate p=(2) q=(2) noconstant method=cls;
forecast out= ramalan lead=20;
run;
proc print data=ramalan;
run;
proc univariate data=ramalan normal;
var residual;
run;
proc autoreg data=ramalan;
model residual=/archtest noint;
model residual=/noint garch=(p=1, q=1);
output out=r cev=vhat;
run;
proc export data=r
outfile="d:\part 3\garchLPGI.xls"
dbms=excel97
replace;
run;

```

Lampiran 7. Syntax SAS ARMA (0,[3]) Saham PNIN
(*outsample*)

```

data ReturnPNIN;
input x;
datalines;
-0.037037
0.019231
-0.037736
-0.019608
0.060000
...
0.000000
-0.006803
0.013699
0.000000
-0.006757
;
proc arima data=ReturnPNIN;
identify var = x(0);
run;
estimate q=(1,3) noconstant method=cls;
forecast out= ramalan lead=20;
run;
outlier maxnum=5 alpha=0.05;
proc print data=ramalan;
run;
proc univariate data=ramalan normal;
var residual;
run;
proc export data=work.ramalan
outfile="d:\part 3\ramalanPNINoutsample.xls"
dbms=excel97
replace;
sheet="1";
run;

```

Lampiran 8. Syntax SAS ARMA (0,[3]) GARCH (1,2) Saham PNIN

```

data ReturnPNIN;
input x;
datalines;
-0.037037037
0.019230769
-0.037735849
-0.019607843
0.06
...
-0.022988506
0
0.017647059
-0.01734104
0
;
proc arima data=ReturnAMAG;
identify var = x(0);
run;
estimate q=(3) noconstant method=cls;
forecast out= ramalan lead=20;
run;
proc print data=ramalan;
run;
proc univariate data=ramalan normal;
var residual;
run;
proc autoreg data=ramalan;
model residual=/archtest noint;
model residual=/noint garch=(p=2, q=1);
output out=r cev=vhat;
run;
proc export data=r
outfile="d:\part 3\garchPNIN.xls"
dbms=excel97
replace;
run;

```

Lampiran 9. Output ARMA ([7],[7]) Saham AMAG (outsample)

```

The SAS System                                08:16 Friday, June 18, 2017 2340

The ARIMA Procedure

Conditional Least Squares Estimation

Parameter      Estimate      Standard      t Value      Approx
                Error          Error          Pr > |t|      Lag
MA1,1           0.68385      0.15940        4.29      <.0001      7
AR1,1           0.73859      0.14749        5.01      <.0001      7

Variance Estimate      0.000301
Std Error Estimate     0.030024
AIC                    -7418.77
SBC                    -7407.81
Number of Residuals    1778
* AIC and SBC do not include log determinant.

Correlations of Parameter
Estimates

Parameter      MA1,1      AR1,1
MA1,1           1.000      0.994
AR1,1           0.994      1.000

Autocorrelation Check of Residuals

To      Chi-      DF      Pr >
Lag      Square
-----
6        16.59      4      0.0023      -0.057      0.027      -0.040      -0.033      0.019      -0.048
12       19.57      10     0.0336      0.013      0.008      0.014      0.033      0.011      0.004
18       29.87      16     0.0187      0.006      -0.029      -0.069      -0.003      0.005      -0.005
24       38.78      22     0.0150      0.009      -0.004      0.005      -0.044      -0.012      -0.052
30       54.88      28     0.0018      0.041      0.068      0.036      0.024      0.024      -0.014
36       75.50      34     <.0001      -0.058      -0.072      -0.024      -0.009      -0.023      0.039
42       78.21      40     0.0003      -0.000      -0.029      -0.002      0.019      0.016      0.004
48       87.36      46     0.0002      -0.045      0.037      -0.007      0.009      0.022      0.031

Tests for Normality

Test      --Statistic--      -----p Value-----
Shapiro-Wilk      W      0.861621      Pr < W      <0.0001
Kolmogorov-Smirnov      D      0.118201      Pr > D      <0.0100
Cramer-von Mises      W-Sq      10.63878      Pr > W-Sq      <0.0050
Anderson-Darling      A-Sq      55.87655      Pr > A-Sq      <0.0050

```

Lampiran 10. Output ARMA ([7],[7]) GARCH (1,2) Saham AMAG

Q and LM Tests for ARCH Disturbances

Order	Q	Pr > Q	LM	Pr > LM
1	18.0684	<.0001	18.0533	<.0001
2	26.6154	<.0001	24.3551	<.0001
3	51.0978	<.0001	44.1385	<.0001
4	51.9018	<.0001	44.1551	<.0001
5	77.7002	<.0001	64.5048	<.0001
6	80.5388	<.0001	64.5907	<.0001
7	86.0489	<.0001	67.3760	<.0001
8	92.6561	<.0001	68.6524	<.0001
9	92.6702	<.0001	69.3687	<.0001
10	103.4973	<.0001	74.8129	<.0001
11	105.9082	<.0001	75.1184	<.0001
12	106.7479	<.0001	75.1642	<.0001

The SAS System

03:18 Sunday, July 18, 2017 45

The AUTOREG Procedure

Dependent Variable RESIDUAL
Residual: Actual-Forecast

Ordinary Least Squares Estimates

SSE	1.61737821	DFE	1798
MSE	0.0008995	Root MSE	0.02999
SBC	-7507.9326	AIC	-7507.9326
Regress R-Square	0.0000	Total R-Square	0.0000
Durbin-Watson	2.1112		

NOTE: No intercept term is used. R-squares are redefined.

Algorithm converged.

GARCH Estimates

SSE	1.61737821	Observations	1798
MSE	0.0008995	Uncond Var	0.00098032
Log Likelihood	3908.58318	Total R-Square	0.0000
SBC	-7787.1886	AIC	-7809.1664
Normality Test	24142.3956	Pr > ChiSq	<.0001

NOTE: No intercept term is used. R-squares are redefined.

Variable	DF	Estimate	Standard Error	t Value	Approx Pr > t
ARCH0	1	0.0000859	6.1807E-6	13.90	<.0001
ARCH1	1	0.1581	0.008326	17.72	<.0001
GARCH1	1	0.1030	0.0442	2.33	0.0198
GARCH2	1	0.6513	0.0415	15.70	<.0001

Lampiran 11. Output ARMA ([2],[2]) Saham LPGI (outsample)

The SAS System

08:16 Friday, June 18, 2017 3065

The ARIMA Procedure

Conditional Least Squares Estimation

Parameter	Estimate	Standard Error	t Value	Approx Pr > t	Lag
MA1,1	0.80930	0.11226	7.21	<.0001	2
AR1,1	0.76301	0.12383	6.16	<.0001	2

Variance Estimate 0.001427
 Std Error Estimate 0.037772
 AIC -6602.39
 SBC -6591.42
 Number of Residuals 1778
 * AIC and SBC do not include log determinant.

Correlations of Parameter Estimates

Parameter	MA1,1	AR1,1
MA1,1	1.000	0.992
AR1,1	0.992	1.000

Autocorrelation Check of Residuals

To Lag	Chi-Square	DF	Pr > ChiSq	-----Autocorrelations-----						
6	8.07	4	0.0890	-0.060	-0.011	-0.010	0.018	-0.012	0.014	
12	17.54	10	0.0632	-0.006	0.010	-0.019	-0.005	-0.027	-0.064	
18	21.69	16	0.1533	-0.005	-0.003	0.014	0.002	-0.043	-0.015	
24	31.68	22	0.0830	0.015	-0.006	0.032	0.065	-0.005	0.008	
30	36.55	28	0.1291	0.002	-0.006	0.031	-0.037	0.017	-0.007	
36	44.53	34	0.1068	-0.011	0.028	0.005	0.051	0.028	-0.004	
42	57.31	40	0.0373	0.032	0.004	-0.024	0.056	-0.013	0.046	
48	59.61	46	0.0857	0.001	-0.028	0.011	-0.016	-0.007	-0.004	

Tests for Normality

Test	--Statistic--	-----p Value-----
Shapiro-Wilk	W 0.703033	Pr < W <0.0001
Kolmogorov-Smirnov	D 0.258683	Pr > D <0.0100
Cramer-von Mises	W-Sq 43.45303	Pr > W-Sq <0.0050
Anderson-Darling	A-Sq 204.2051	Pr > A-Sq <0.0050

Lampiran 12. Output ARMA ([2],[2]) GARCH (1,1) Saham LPGI

Q and LM Tests for ARCH Disturbances

Order	Q	Pr > Q	LM	Pr > LM
1	46.4252	<.0001	46.0529	<.0001
2	54.0344	<.0001	48.8422	<.0001
3	54.1403	<.0001	49.9438	<.0001
4	54.8151	<.0001	50.7886	<.0001
5	55.0387	<.0001	51.2492	<.0001
6	55.1822	<.0001	51.4474	<.0001
7	55.5811	<.0001	51.9130	<.0001
8	55.5989	<.0001	51.9736	<.0001
9	56.4543	<.0001	52.7708	<.0001
10	56.5184	<.0001	52.9823	<.0001
11	56.6089	<.0001	53.0888	<.0001
12	62.7320	<.0001	58.3190	<.0001

The AUTOREG Procedure

Dependent Variable RESIDUAL
Residual: Actual-Forecast

Ordinary Least Squares Estimates

SSE	2.53588323	DFE	1798
MSE	0.00141	Root MSE	0.03756
SBC	-6699.3681	AIC	-6699.3681
Regress R-Square	0.0000	Total R-Square	0.0000
Durbin-Watson	2.1128		

NOTE: No intercept term is used. R-squares are redefined.

Algorithm converged.

GARCH Estimates

SSE	2.53588323	Observations	1798
MSE	0.00141	Uncond Var	0.00153072
Log Likelihood	3439.3648	Total R-Square	0.0000
SBC	-6856.2463	AIC	-6872.7296
Normality Test	13420.4769	Pr > ChiSq	<.0001

NOTE: No intercept term is used. R-squares are redefined.

Variable	DF	Estimate	Standard Error	t Value	Approx Pr > t
ARCH0	1	0.000701	0.0000337	20.81	<.0001
ARCH1	1	0.2478	0.0210	11.82	<.0001
GARCH1	1	0.2941	0.0309	9.53	<.0001

Lampiran 13. Output ARMA (0,[3]) Saham PNIN (outsample)

```

The SAS System          08:16 Friday, June 18, 2017 3190

The ARIMA Procedure

Conditional Least Squares Estimation

Parameter      Estimate      Standard      t Value      Approx      Lag
                  Error
MA1,1           0.07103       0.02366        3.00        0.0027        3

Variance Estimate      0.000536
Std Error Estimate     0.024405
AIC                    -8156.6
SBC                    -8151.11
Number of Residuals    1778
* AIC and SBC do not include log determinant.

Autocorrelation Check of Residuals

To   Chi-   DF   Pr >
Lag  Square
-----Autocorrelations-----
6    30.05    5    <.0001    -0.111    -0.035    0.001    -0.055    0.008    -0.015
12   57.01   11    <.0001     0.071     0.009    -0.030    -0.048    -0.017    0.083
18   65.21   17    <.0001     0.039    -0.004     0.002     0.017    -0.021    0.043
24   66.08   23    <.0001     0.000    -0.006    -0.012    -0.009    -0.013    -0.008
30   83.44   29    <.0001     0.009     0.032     0.008    -0.021    -0.022    0.086
36   86.83   35    <.0001    -0.020    -0.009     0.027    -0.015     0.021     0.004
42   91.31   41    <.0001    -0.011     0.010    -0.013    -0.014     0.005     0.047
48  100.89   47    <.0001    -0.002    -0.006     0.018    -0.021    -0.021     0.060

Tests for Normality

Test                --Statistic--      ----p Value-----
Shapiro-Wilk        W      0.892879      Pr < W      <0.0001
Kolmogorov-Smirnov  D      0.139351      Pr > D      <0.0100
Cramer-von Mises    W-Sq   10.01975      Pr > W-Sq   <0.0050
Anderson-Darling    A-Sq   49.43731      Pr > A-Sq   <0.0050

```

Lampiran 14. Output ARMA (0,[3]) GARCH (2,1) Saham PNIN

Q and LM Tests for ARCH Disturbances

Order	Q	Pr > Q	LM	Pr > LM
1	72.3860	<.0001	72.2135	<.0001
2	89.3574	<.0001	78.2626	<.0001
3	161.9843	<.0001	132.8513	<.0001
4	181.3378	<.0001	134.5462	<.0001
5	186.6237	<.0001	134.6639	<.0001
6	189.2341	<.0001	135.0070	<.0001
7	214.9278	<.0001	150.1917	<.0001
8	227.6002	<.0001	152.2968	<.0001
9	228.6407	<.0001	152.5248	<.0001
10	232.7244	<.0001	152.5461	<.0001
11	237.6016	<.0001	152.8220	<.0001
12	238.7939	<.0001	152.8292	<.0001

The SAS System

03:18 Sunday, July 18, 2017 126

The AUTOREG Procedure

Dependent Variable RESIDUAL
Residual: Actual-Forecast

Ordinary Least Squares Estimates

SSE	1.08002855	DFE	1798
MSE	0.0006007	Root MSE	0.02451
SBC	-8234.0591	AIC	-8234.0591
Regress R-Square	0.0000	Total R-Square	0.0000
Durbin-Watson	2.2064		

NOTE: No intercept term is used. R-squares are redefined.

Algorithm converged.

GARCH Estimates

SSE	1.08002855	Observations	1798
MSE	0.0006007	Uncond Var	0.00071488
Log Likelihood	4292.25687	Total R-Square	0.0000
SBC	-8554.536	AIC	-8576.5137
Normality Test	3725.4915	Pr > ChiSq	<.0001

NOTE: No intercept term is used. R-squares are redefined.

Variable	DF	Estimate	Standard Error	t Value	Approx Pr > t
ARCH0	1	0.0000488	3.9487E-6	12.37	<.0001
ARCH1	1	0.2004	0.0131	15.31	<.0001
GARCH1	1	0.1106	0.0381	2.90	0.0037
GARCH2	1	0.6207	0.0352	17.65	<.0001

Lampiran 15. Syntax SAS ARMA (1,0) Saham AMAG
(*outsample*)

```

data ReturnAMAG;
input x;
datalines;
0.010417
0.000000
0.000000
0.000000
-0.010309
...
-0.004082
0.000000
0.000000
0.000000
0.000000
;
proc arima data=ReturnAMAG;
identify var = x(0);
run;
estimate p=(1) noconstant method=cls;
forecast out= ramalan lead=20;
run;
outlier maxnum=5 alpha=0.05;
proc print data=ramalan;
run;
proc univariate data=ramalan normal;
var residual;
run;
proc export data=work.ramalan
outfile="d:\part 3\ramalanAMAGoutsample.xls"
dbms=excel97
replace;
sheet="2";
run;

```

Lampiran 16. Syntax SAS ARMA (1,0) GARCH (1,1) Saham AMAG

```

data ReturnAMAG;
input x;
datalines;
0.010417
0.000000
0.000000
0.000000
-0.010309
...
-0.00456621
0
0
0.004587156
-0.04109589
;
proc arima data=ReturnAMAG;
identify var = x(0);
run;
estimate p=(1) noconstant method=cls;
forecast out= ramalan lead=20;
run;
proc print data=ramalan;
run;
proc univariate data=ramalan normal;
var residual;
run;
proc autoreg data=ramalan;
model residual=/archtest noint;
model residual=/noint garch=(p=1, q=1);
output out=r cev=vhat;
run;
proc export data=r
outfile="d:\part 3\garchAMAG.xls"
dbms=excel97
replace;
run;

```

Lampiran 17. Syntax SAS ARMA (0,1) Saham LPGI
(*outsample*)

```

data ReturnLPGI;
input x;
datalines;
0.142857143
-0.019230769
-0.019607843
0
0
...
0.013333
-0.008772
0.008850
0.000000
-0.008772
;
proc arima data=ReturnLPGI;
identify var = x(0);
run;
estimate q=(1) noconstant method=cls;
forecast out= ramalan lead=20;
run;
outlier maxnum=5 alpha=0.05;
proc print data=ramalan;
run;
proc univariate data=ramalan normal;
var residual;
run;
proc export data=work.ramalan
outfile="d:\part 3\ramalanLPGIoutsample.xls"
dbms=excel97
replace;
sheet="2";
run;

```

Lampiran 18. Syntax SAS ARMA (0,1) GARCH (1,1) Saham LPGI

```

data ReturnLPGI;
input x;
datalines;
0.142857143
-0.019230769
-0.019607843
0
0
...
0.008695652
0
-0.004310345
-0.004329004
0
;
proc arima data=ReturnLPGI;
identify var = x(0);
run;
estimate q=(1) noconstant method=cls;
forecast out= ramalan lead=20;
run;
proc print data=ramalan;
run;
proc univariate data=ramalan normal;
var residual;
run;
proc autoreg data=ramalan;
model residual=/archtest noint;
model residual=/noint garch=(p=1, q=1);
output out=r cev=vhat;
run;
proc export data=r
outfile="d:\part 3\garchLPGI.xls"
dbms=excel97
replace;
run;

```

Lampiran 19. Syntax SAS ARMA (1,1) Saham PNIN
(*outsample*)

```

data ReturnPNIN;
input x;
datalines;
-0.037037
0.019231
-0.037736
-0.019608
0.060000
...
0.000000
-0.006803
0.013699
0.000000
-0.006757
;
proc arima data=ReturnPNIN;
identify var = x(0);
run;
estimate p=(1) q=(1) noconstant method=cls;
forecast out= ramalan lead=20;
run;
outlier maxnum=5 alpha=0.05;
proc print data=ramalan;
run;
proc univariate data=ramalan normal;
var residual;
run;
proc export data=work.ramalan
outfile="d:\part 3\ramalanPNINoutsample.xls"
dbms=excel97
replace;
sheet="2";
run;

```

Lampiran 20. Syntax SAS ARMA (1,1) GARCH (1,1) Saham PNIN

```

data ReturnPNIN;
input x;
datalines;
-0.037037037
0.019230769
-0.037735849
-0.019607843
0.06
...
-0.022988506
0
0.017647059
-0.01734104
0
;
proc arima data=ReturnAMAG;
identify var = x(0);
run;
estimate p=(1) q=(1) noconstant method=cls;
forecast out= ramalan lead=20;
run;
proc print data=ramalan;
run;
proc univariate data=ramalan normal;
var residual;
run;
proc autoreg data=ramalan;
model residual=/archtest noint;
model residual=/noint garch=(p=1, q=1);
output out=r cev=vhat;
run;
proc export data=r
outfile="d:\part 3\garchPNIN.xls"
dbms=excel97
replace;
run;

```


Lampiran 21. Output Model Parsimony ARMA (1,0) GARCH (1,1) Saham AMAG

The SAS System

08:16 Friday, June 18, 2017 3315

The ARIMA Procedure

Conditional Least Squares Estimation

Parameter	Estimate	Standard Error	t Value	Approx Pr > t	Lag
AR1,1	-0.06114	0.02368	-2.58	0.0099	1
Variance Estimate			0.000903		
Std Error Estimate			0.030058		
AIC			-7415.76		
SBC			-7410.27		
Number of Residuals			1778		

* AIC and SBC do not include log determinant.

Autocorrelation Check of Residuals

To Lag	Chi-Square	DF	Pr > ChiSq	-----Autocorrelations-----					
6	11.51	5	0.0421	0.002	0.024	-0.044	-0.038	0.019	-0.046
12	22.00	11	0.0244	0.068	0.004	0.019	0.026	0.007	0.011
18	31.95	17	0.0153	0.003	0.012	-0.073	-0.005	-0.004	-0.009
24	44.70	23	0.0043	0.015	-0.002	0.034	-0.047	-0.016	-0.057
30	66.02	29	0.0001	0.035	0.076	0.042	0.050	0.020	-0.016
36	88.71	35	<.0001	-0.070	-0.078	-0.021	-0.006	-0.002	0.033
42	93.74	41	<.0001	-0.000	-0.037	-0.007	0.025	0.022	0.016
48	103.22	47	<.0001	-0.042	0.031	-0.011	0.005	0.029	0.038

Tests for Normality

Test	--Statistic--		-----p Value-----	
Shapiro-Wilk	W	0.853621	Pr < W	<0.0001
Kolmogorov-Smirnov	D	0.123507	Pr > D	<0.0100
Cramer-von Mises	W-Sq	11.62537	Pr > W-Sq	<0.0050
Anderson-Darling	A-Sq	60.57139	Pr > A-Sq	<0.0050

Q and LM Tests for ARCH Disturbances

Order	Q	Pr > Q	LM	Pr > LM
1	19.4646	<.0001	19.4471	<.0001
2	28.7918	<.0001	26.2555	<.0001
3	51.7287	<.0001	44.2983	<.0001
4	52.9776	<.0001	44.3050	<.0001
5	80.2512	<.0001	65.5580	<.0001
6	82.4120	<.0001	65.5596	<.0001
7	89.3205	<.0001	69.2151	<.0001
8	96.8348	<.0001	70.8502	<.0001
9	96.8355	<.0001	71.5163	<.0001
10	109.7646	<.0001	78.0040	<.0001
11	112.1758	<.0001	78.2608	<.0001
12	112.9553	<.0001	78.2632	<.0001

Lampiran 22. Output Model Parsimony ARMA (1,0) GARCH (1,1) Saham AMAG (Lanjutan)

```

The SAS System                                08:16 Friday, June 18, 2017 3400

The AUTOREG Procedure

Dependent Variable                            RESIDUAL
Residual: Actual-Forecast

Ordinary Least Squares Estimates

SSE                1.62170377    DFE                1798
MSE                0.0009019    Root MSE          0.03003
SBC               -7503.1904    AIC               -7503.1904
Regress R-Square    0.0000    Total R-Square    0.0000
Durbin-Watson      1.9961

NOTE: No intercept term is used. R-squares are redefined.

Algorithm converged.

GARCH Estimates

SSE                1.62170377    Observations      1798
MSE                0.0009019    Uncond Var        0.00095789
Log Likelihood     3902.48992    Total R-Square    0.0000
SBC               -7782.4966    AIC               -7798.9798
Normality Test     24398.6551    Pr > ChiSq        <.0001

NOTE: No intercept term is used. R-squares are redefined.

Variable    DF    Estimate    Standard    t Value    Approx
            |    |          |      Error |          |      Pr > |t|
ARCH0       1    0.0000703  4.7331E-6   14.85      <.0001
ARCH1       1    0.1101    0.006731   16.36      <.0001
GARCH1      1    0.8165    0.009781   83.48      <.0001

```

Lampiran 23. Output Model Parsimony ARMA (0,1) GARCH (1,1) Saham LPGI

The SAS System

08:16 Friday, June 18, 2017 3440

The ARIMA Procedure

Conditional Least Squares Estimation

Parameter	Estimate	Standard Error	t Value	Approx Pr > t	Lag
MA(1)	0.06195	0.02368	2.62	0.0090	1
Variance Estimate			0.001428		
Std Error Estimate			0.037793		
AIC			-6601.36		
SBC			-6595.88		
Number of Residuals			1778		
* AIC and SBC do not include log determinant.					

Autocorrelation Check of Residuals

To Lag	Chi-Square	DF	Pr > ChiSq	-----Autocorrelations-----					
6	5.88	5	0.3176	0.003	-0.054	-0.007	-0.014	-0.007	-0.010
12	19.78	11	0.0484	-0.001	-0.009	-0.016	-0.021	-0.030	-0.078
18	25.17	17	0.0910	-0.007	-0.010	0.016	-0.005	-0.045	-0.023
24	35.59	23	0.0454	0.014	-0.008	0.036	0.065	-0.003	0.004
30	40.27	29	0.0796	-0.001	-0.008	0.027	-0.039	0.012	-0.012
36	48.12	35	0.0689	-0.014	0.025	0.007	0.051	0.030	-0.006
42	59.22	41	0.0325	0.031	-0.001	-0.023	0.051	-0.009	0.043
48	62.15	47	0.0684	0.000	-0.032	0.006	-0.019	-0.011	-0.005

Tests for Normality

Test	--Statistic--	-----p Value-----		
Shapiro-Wilk	W	0.692486	Pr < W	<0.0001
Kolmogorov-Smirnov	D	0.257777	Pr > D	<0.0100
Cramer-von Mises	W-Sq	47.05236	Pr > W-Sq	<0.0050
Anderson-Darling	A-Sq	218.5678	Pr > A-Sq	<0.0050

Q and LM Tests for ARCH Disturbances

Order	Q	Pr > Q	LM	Pr > LM
1	44.2246	<.0001	43.8573	<.0001
2	51.9170	<.0001	46.8735	<.0001
3	52.0649	<.0001	48.0935	<.0001
4	52.9989	<.0001	49.2429	<.0001
5	53.2895	<.0001	49.8468	<.0001
6	53.4684	<.0001	50.0866	<.0001
7	54.0111	<.0001	50.6953	<.0001
8	54.0117	<.0001	50.7162	<.0001
9	54.9125	<.0001	51.4555	<.0001
10	55.0864	<.0001	51.8330	<.0001
11	55.2414	<.0001	51.9798	<.0001
12	62.7772	<.0001	58.3043	<.0001

Lampiran 24. Output Model Parsimony ARMA (0,1) GARCH (1,1) Saham LPGI (Lanjutan)

```

The SAS System                                08:16 Friday, June 18, 2017 3525

The AUTOREG Procedure

Dependent Variable                               RESIDUAL
Residual: Actual-Forecast

Ordinary Least Squares Estimates

SSE                2.54022749    DFE                1798
MSE                0.00141      Root MSE          0.03759
SBC               -6696.2905     AIC              -6696.2905
Regress R-Square    0.0000      Total R-Square    0.0000
Durbin-Watson      1.9852

NOTE: No intercept term is used. R-squares are redefined.

Algorithm converged.

GARCH Estimates

SSE                2.54022749    Observations      1798
MSE                0.00141      Uncond Var        0.00153382
Log Likelihood     3434.13439    Total R-Square    0.0000
SBC               -6845.7855     AIC              -6862.2688
Normality Test     13341.6627    Pr > ChiSq        <.0001

NOTE: No intercept term is used. R-squares are redefined.

Variable      DF      Estimate      Standard      t Value      Approx
              DF      Error        Error        Pr > |t|
ARCH0         1      0.000703    0.0000324    21.74        <.0001
ARCH1         1      0.2439     0.0202      12.10        <.0001
GARCH1        1      0.2976     0.0292      10.18        <.0001

```

Lampiran 25. Output Model Parsimony ARMA (0,2) GARCH (1,1) Saham PNIN

```

The SAS System                                08:16 Friday, June 18, 2017 3852

The ARIMA Procedure

Conditional Least Squares Estimation

Parameter      Estimate      Standard      t Value      Approx
                  Error                      Pr > |t|      Lag
MA1,1           0.66365       0.09630        6.89        <.0001        1
AR1,1           0.54751       0.10785        5.08        <.0001        1

Variance Estimate      0.000588
Std Error Estimate     0.024239
AIC                    -8179.88
SBC                    -8168.92
Number of Residuals    1778
* AIC and SBC do not include log determinant.

Correlations of Parameter
Estimates

Parameter      MA1,1      AR1,1
MA1,1           1.000      0.983
AR1,1           0.983      1.000

Autocorrelation Check of Residuals

To      Chi-      DF      Pr >
Lag      Square
-----
6        5.97        4      0.2016  -0.001  0.024  -0.036  -0.033  0.019  -0.001
12       37.68       10     <.0001  0.080  0.015  -0.030  -0.050  -0.009  0.087
18       46.71       16     <.0001  0.050  0.009  0.002  0.018  -0.012  0.044
24       47.83       22     0.0011  0.003  -0.003  -0.015  -0.011  -0.015  -0.006
30       63.56       28     0.0001  0.013  0.036  0.007  -0.014  -0.015  0.082
36       65.63       34     0.0003  -0.009  -0.003  0.022  -0.008  0.022  0.005
42       70.57       40     0.0020  -0.007  0.007  -0.015  -0.010  0.008  0.047
48       77.76       46     0.0024  0.006  -0.001  0.011  -0.018  -0.012  0.058

Tests for Normality

Test              --Statistic--      -----p Value-----
Shapiro-Wilk      W      0.888032      Pr < W      <0.0001
Kolmogorov-Smirnov D      0.120949      Pr > D      <0.0100
Cramer-von Mises  W-Sq   9.320248      Pr > W-Sq   <0.0050
Anderson-Darling  A-Sq   47.32779      Pr > A-Sq   <0.0050

```

Lampiran 26. Output Model Parsimony ARMA (1,1) GARCH (1,1) Saham PNIN (Lanjutan)

Q and LM Tests for ARCH Disturbances

Order	Q	Pr > Q	LM	Pr > LM
1	93.1120	<.0001	92.8994	<.0001
2	106.9226	<.0001	95.3336	<.0001
3	176.8758	<.0001	149.6369	<.0001
4	191.5630	<.0001	149.7589	<.0001
5	197.1754	<.0001	150.4888	<.0001
6	198.8716	<.0001	151.3475	<.0001
7	226.9292	<.0001	172.4917	<.0001
8	238.3720	<.0001	173.0788	<.0001
9	238.7353	<.0001	173.4506	<.0001
10	242.6168	<.0001	173.4827	<.0001
11	245.9481	<.0001	173.6240	<.0001
12	247.7290	<.0001	173.9201	<.0001

The SAS System

08:16 Friday, June 18, 2017 3731

The AUTOREG Procedure

Dependent Variable RESIDUAL
Residual: Actual-Forecast

Ordinary Least Squares Estimates

SSE	1.06679102	DFE	1798
MSE	0.0005933	Root MSE	0.02436
SBC	-8256.2327	AIC	-8256.2327
Regress R-Square	0.0000	Total R-Square	0.0000
Durbin-Watson	1.9967		

NOTE: No intercept term is used. R-squares are redefined.

Algorithm converged.

GARCH Estimates

SSE	1.06679102	Observations	1798
MSE	0.0005933	Uncond Var	0.00067634
Log Likelihood	4298.44429	Total R-Square	0.0000
SBC	-8574.4053	AIC	-8590.8886
Normality Test	4228.5664	Pr > ChiSq	<.0001

NOTE: No intercept term is used. R-squares are redefined.

Variable	DF	Estimate	Standard Error	t Value	Approx Pr > t
ARCH0	1	0.0000386	2.801E-6	13.79	<.0001
ARCH1	1	0.1373	0.008808	15.59	<.0001
GARCH1	1	0.8056	0.0102	79.13	<.0001

Lampiran 27. Surat Pernyataan Pengambilan Data**SURAT PERNYATAAN**

Saya mahasiswa jurusan Statistika ITS yang bertanda tangan dibawah ini.

Nama : Endy Normacinthya Damayanti

NRP : 1315 105 030

Program Studi : Strata-1 (S1)

Menyatakan bahwa data yang digunakan dalam Tugas Akhir saya merupakan data sekunder yang diambil di *website* Bursa Efek Indonesia (BEI) dengan alamat <http://www.idx.co.id/> dan *website* Yahoo Finance dengan alamat <http://finance.yahoo.com/>, yang diakses pada tanggal 31 Maret 2017.

Surat pernyataan ini dibuat dengan sebenar-benarnya. Apabila terdapat pemalsuan data maka saya siap menerima sanksi sesuai aturan yang berlaku.

Pembimbing Tugas Akhir



Dr. rer. pol. Heri Kuswanto, S.Si., M.Si.

NIP. 19820326 200312 1 004

Mahasiswa



Endy Normacinthya D.

1315105030

Halaman ini sengaja dikosongkan

BIODATA PENULIS



Penulis Tugas Akhir ini bernama Endy Normacinthya Damayanti yang dilahirkan di Surabaya, 18 April 1994, merupakan anak kedua dari dua bersaudara. Penulis telah menempuh pendidikan formal yaitu TK Yayasan Wanita Kereta Api Surabaya, SDN Ketabang V Surabaya, SMPN 01 Surabaya, SMAN 04 Surabaya, dan DIII Statistika ITS. Setelah lulus dari DIII Statistika ITS tahun 2015, penulis melanjutkan studinya di S1 Jurusan Statistika ITS Surabaya yang juga merupakan bagian dari keluarga besar Sigma 23 dan terdaftar dengan NRP 135 105 030. Penulis sempat menjadi Staff Dagri BEM FMIPA ITS periode 2013/2014. Selain itu pernah mengikuti beberapa kepanitiaan seperti IC Gerigi 2014/2015. Penulis juga sering melakukan survey di salah satu perusahaan Motor terkemuka di Indonesia, survey ke wisatawan nusantara selama dua periode pelaksanaan, dan sempat menjadi *part-timer* di suatu lembaga akademik di Surabaya. Dalam mengembangkan minatnya, penulis pernah menjadi asisten dosen mata kuliah Desain Eksperimen, Metode Regresi, dan Riset Sosial ketika DIII. Untuk kritik dan saran mengenai tugas akhir dapat dikirim melalui email penulis, yaitu endy.norma@gmail.com dan *contact person* 081234719396.